

气候变化对粮食生产风险的影响研究进展

刘苇航^{1,2}, 叶涛^{1,2,3}, 史培军^{1,2,3,4}, 陈说^{1,2}

(1. 北京师范大学地理科学学部灾害风险科学研究院, 北京 100875; 2. 北京师范大学地理科学学部地表过程与资源生态国家重点实验室, 北京 100875; 3. 应急管理部-教育部减灾与应急管理研究院, 北京 100875; 4. 青海省人民政府-北京师范大学高原科学与可持续发展研究院, 青海 西宁 810008)

摘要: 气候变化对粮食生产风险的影响研究是传统粮食生产灾害风险研究在气候变化框架的延伸, 亦是气候变化粮食生产影响研究向风险领域的拓展, 系典型的领域交叉问题, 对防范未来气候变化引发的粮食安全风险、构建全球粮食系统韧性具有重要意义。本文综述了气候变化影响区域单产风险以及多区域同步歉收风险的研究进展, 从气候平均值、波动和极端值变化以及大尺度环异常的角度总结了其中的影响机制, 评述了当前研究方法的进展与不足。在此基础上, 提出了今后应着重加强研究的问题: (1) 进一步明晰气候变化改变单产风险的机理, 改善作物模型对单产年际变率和极端低产的模拟能力, 特别是对单一和复合极端天气气候事件造成减产的捕捉能力。(2) 推动时空相依风险的建模与随机模拟能力, 改进对气候变化下多作物-多区域同步歉收风险变化的认识。(3) 加强对气候变化下全球粮食生产风险变化的系统性认识, 揭示全球和区域、历史时期和未来不同气候变化情景下的规律与格局, 在以“止损”为核心的气候变化适应对策基础上, 加快研究以“调峰”为核心的气候变化粮食生产风险防范对策。

关键词: 气候变化; 粮食生产风险; 区域单产风险; 多区域同步歉收风险

中图分类号: P429; X43

文献标识码: A

Advances in the study of climate change impact on crop producing risk

LIU Weihang^{1,2}, YE Tao^{1,2,3}, SHI Peijun^{1,2,3,4}, CHEN Shuo^{1,2}

(1. Institute of Disaster Risk Sciences, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 2. State Key Laboratory of Earth Surface Processes and Resource Ecology, Faculty of Geographical Science, Beijing Normal University, Beijing 100875, China; 3. Academy of Disaster Reduction and Emergency Management, Ministry of Emergency, Ministry of Education, Beijing 100875, China; 4. Institute for Plateau Science and Sustainable Development, People's Government of Qinghai Province, Beijing Normal University, Xining 810008, China)

Abstract: Study on the impact of climate change on crop producing is an extension of the classic studies on natural disaster induced crop producing risk to the area of climate change, as well as an extension of climate change impact on crop yield to the risk domain, a typical interdisciplinary field. It is important for risk governance of future food insecurity induced by climate change and adaptation strategies fostering global food resilience. This study reviews the advances in the study of impact of climate change on regional crop yield risk and multi-breadbaskets synchronized failure risk. The impact driver is summarized from the aspects of changes in climate mean, variability, and extremes, and changes in climate oscillation. Progresses and challenges in methodology are summarized, and perspective for future research are supplied: (1) Figure out further the driver of climate change impact on yield risk, and improve the skills of process-based crop models in reproducing the yield variability, especially in capturing the yield loss due to single or compound climate extremes. (2) Promote the modelling and simulation capability of spa-

收稿日期: 2021-10-26; 修回日期: 2022-02-09

基金项目: 国家自然科学基金项目(42171075)

Supported by: National Natural Science Foundation of China(42171075)

作者简介: 刘苇航(1995-), 男, 博士研究生, 主要从事气候变化风险研究. E-mail: lwhsal@126.com

通讯作者: 叶涛(1983-), 男, 教授、博士生导师, 主要从事风险评估与保险研究. E-mail: yetao@bnu.edu.cn

tiotemporal dependent risks, and improve our understanding of multi-crop-multi-region synchronized failure. (3) Reveal global crop producing risk landscape under climate change systematically by uncovering the spatiotemporal pattern of regional and global crop producing risk changes in the past and the future. And finally derive mean-increasing and variance-reducing adaptation strategies to face the challenge of future climate change.

Key words: climate change; producing risk; regional yield risk; synchronized failure risk

引言

全球气候变化已经对可持续发展和人类安全形成了严峻的挑战^[1]。粮食安全问题是气候变化可能造成的重要的风险之一^[2-4]。升温、降水格局变化和更高频率的极端事件改变了粮食作物平均单产和年际波动,从源头上影响了粮食生产的可供性(availability)和稳定性(stability),并进一步传递到粮食的加工、交易和消费环节,对粮食安全“四支柱”^[5]产生全面的负向影响^[6-7]。理解气候变化影响粮食安全的机制、评估其风险,是采取“风险知晓”的(risk-informed)适应与发展行动的重要前提^[8-9]。

粮食生产风险指粮食单产或总产的不确定性,是关系粮食生产稳定性和可获得性的重要问题。在局地尺度上,单产年际波动直接影响着生产者的自给自足保障和基本生计^[10],以及粮食储备的压力^[11];在更大尺度上,单产年际波动的区域间耦合或同步歉收可能造成粮食市场价格的起伏^[12],并引起限制出口、粮价上升、饥荒^[13]、乃至政局动荡等严重问题^[14],诱发系统性风险^[15-16]。

粮食生产风险评估是农业自然灾害领域的经典问题,过往研究多建立在环境不变和时间序列平稳性的前提假设上^[17]。然而,气候变化所包含的气候平均值、波动和极端值的变化^[18-19],势必带来单产和总产风险的变化^[20],这为粮食生产风险研究带来了新的命题:如何准确理解气候变化对粮食单产/总产的不确定性影响的驱动因素,有效评估此类由环境变化驱动的风险变化?这也是全球变化背景下复合人地系统演变共同驱动的自然灾害风险分析中的一项重要科学问题^[21]。

气候变化对粮食生产的影响研究是气候变化研究中的经典问题。然而,过往研究中更多从粮食安全可供性出发,评估气候变化对粮食作物平均单产的影响^[22-24],而气候变化对粮食生产风险的影响研究则滞后于风险防范和适应的需求^[25]。从IPCC第一次评估报告到2012年间,气候变化对粮食作物单产年际波动影响的研究论文仅占气候变化下粮食安全研究的4.2%^[26]。直到第三次评估报告,IPCC才开始关注气候变化导致的单产年际波动变化的问题^[27]。IPCC第五次评估报告仍将“不分析”或“不报告”单产年际波动变化作为一项研究鸿沟^[28]。2019年末IPCC发布的《气候变化与土地特别报告》则强调,研究气候冲击带来的粮食生产风险变化,是构筑气候变化背景下粮食系统针对极端事件的韧性亟需填补的关键知识鸿沟之一^[6,29]。

为了更好地回答气候变化对粮食生产风险的影响这一关乎未来粮食安全的重要问题,传统的风险研究与气候变化影响研究展开了交叉。研究初步探讨了全球尺度历史时期气候变化与单产年际波动变化之间的对应关系^[30-31],并预估了未来气候变化情景下的单产年际波动变化^[32-34]。研究也初步分析了历史时期总产同步歉收(synchronized failure;也称 multiple bread-basket failure)概率的变化^[35]和未来不同气候变化情景下风险的预估^[36-37]等问题。为了能够积极推动相关问题的研究,更好地回应气候变化适应与风险防范的关切,本文综述了气候变化对粮食生产风险影响的相关文献,总结了当前已取得的研究进展和成果、当前研究中存在的主要瓶颈和挑战,并对下一阶段的研究进行了展望。

1 气候变化对粮食生产风险影响的研究途径

当前关于气候变化对粮食生产风险影响的研究,主要从单区域-单作物的单产风险和多区域-多作物的同步歉收风险两个角度开展。

单产风险特指单一空间位置上(如站点、格网、生产区或行政单元)粮食单产水平的不确定性。在传统的农业自然灾害风险研究中,多使用单产的概率密度分布、单产的年际波动水平(如标准差或变异系数)^[38-39]以及减产的超越概率^[40]等指标表达。在特定空间位置上,气候要素(包括气温、降水、辐射,以及二氧化碳浓度等)在不同时间尺度(日、月、季和年际)上不同组分(均值、变率和极端值等)的变化,可能对作物的生长发

育过程产生显著影响并引起单产的响应,改变单产的年际波动水平和极端低产的出现概率^[41-42],从而改变单产风险。研究单产风险对气候变化的响应对于气候变化条件下区域农业自然灾害风险防范和适应有重要帮助。

“同步歉收”特指全球多个主产区同时经历粮食周年总产大幅降低的事件^[15]。单产年际变率关注的是单一区域上的“个体”风险,而同步歉收风险则是其区域间、作物间关联性和系统性风险方向的外延。全球化过程使得全球粮食生产向特定品种和主产区集中,对品种间、区域间丰歉互补的依赖日益上升;而全球气候变化则通过气候遥相关增强了全球不同区域极端天气气候事件的关联性,大幅增加了全球多个主产区发生同步歉收的可能性^[16],已构成典型的“小概率、大影响”的系统性风险^[1]。针对同步歉收风险的研究重点是,气候变化如何改变了多作物间、多区域间和多尺度间风险的相关、累加和传递机制。研究多区域单产聚合风险对于提升全球和区域粮食系统韧性以及制定合理的进出口贸易策略具有指导意义。

2 气候变化对单产风险的影响

2.1 气候变化影响单产风险的事实

单产风险的概念早期被用于农业风险区划^[43],农作物保险费率厘定^[44-46]以及农户级别的农业生产风险的研究^[47]。2013年,Osborne和Wheeler开始在全球尺度关注气候要素变化对粮食作物单产风险可能产生的影响^[30]。他们使用全球尺度1961-2009年的FAO国别统计单产资料,分析了气候变化(温度和降水的一阶差分)与国别单产年际波动之间的统计关系,发现该时段内全球有近半数的国家粮食单产年际波动的变化显著,且多数呈现减小的趋势。考虑到国别尺度统计单产年际波动可能掩盖了空间异质性,Iizumi和Ramanakutty利用一套净初级生产力权重分配的单产格网数据集^[48]开展了评估分析,发现全球1981-2010年四大口粮作物单产年际波动总体呈现减小的趋势,但少数区域的粮食生产将变得更加不稳定^[31]。全球单产年际波动的变化中有21%可以被气候要素年际波动(9年滑动平均标准差)的变化所解释。在区域尺度上,1980-2010年美国有19%的县表现出玉米单产年际波动增大的特征,主要位于美国的东南沿海和南部^[49]。

研究也已初步开展了未来气候变化对主要粮食作物单产风险的影响预估。一项预估结果显示,到本世纪中期单产年际波动总体上升,北半球以及南半球中纬度地区的单产年际波动显著增大;而在赤道附近的热带,除水稻外的其它三大作物的单产年际波动均表现为减小的趋势^[50]。在不考虑空间差异的2°C和4°C全球均一增温情景下,使用统计模型预估的结果显示,玉米单产在全球所有种植区均表现出年际波动增大的现象^[33]。全球升温1.5°C和2°C情景下,在全球60个代表性站点使用多作物模型集合预估的结果中,有近一半的站点呈现小麦单产年际波动增大的趋势,其中有14个显著增大,这些站点多位于相对偏干、偏热的区域^[51]。在更高的空间分辨率水平上,Liu等^[52]使用集合作物模型模拟器对未来RCP4.5和RCP8.5情景全球小麦单产开展了预估,发现全球有超过半数的小麦种植区单产年际波动在未来会发生显著的变化,其中有18%~23%的区域存在单产年际波动显著增大的现象。

在区域尺度上的预估研究显示,仅考虑未来温度和降水的变化,美国玉米带的单产年际波动在2050年前后相对于1980-2000年间增大47%^[53]。在欧洲,法国小麦单产年际波动在RCP8.5情景下将显著增大并引发更频繁的极端低产^[54]。比利时小麦和玉米单产的年际波动在A1B情景下2050年前后相对于历史时期将增大1%~3%^[55]。地中海沿岸的欧洲国家小麦单产年际波动在A2情景下2071-2100年间相对于历史时期显著增大^[56]。

2.2 气候变化影响单产风险的主要驱动因素

IPCC SREX报告将气候变解释为气候要素平均态、变率和分布偏度的变化^[19];而变率和分布偏度则共同决定了其极端值的变化特征。探讨上述气候统计特征变化与单产风险变化之间的关系是了解气候变化影响单产风险驱动因素的重要途径。

气候变率的变化是影响单产风险的关键驱动因子之一,包括年际变率(生育期气候要素在年际之间的波动)和季节内变率(生育期内气候要素的季节波动)的变化。气候要素年际变率增大可能使得作物远离最适温湿区间,从而使得低产频率上升,单产年际波动增大^[31]。在全球67%~70%的作物种植区,气候要素的年际变率的变化能解释28%~34%的单产年际波动的变化^[31]。在美国,气温和降水年际变率的变化分别主导了29%和28%的县域玉米单产年际波动的变化^[49]。季节内气候要素变率和单产年际波动之间在全球和

区域尺度上均存在显著的相关性^[57-58]。季节内气候要素变率变化可能使得水分和热量在季节内分配的格局发生改变,进而影响作物生长发育的一些关键过程。例如,较高的季节内温度会通过加速物候发育限制光合速率以及减少光能截获^[59]。

气候要素的平均值变化也是单产风险变化的驱动之一,其影响源于单产对于温度的非线性响应^[33,53]。当平均温度从偏低的状态靠近最适温度的时候,增温对于作物生长表现出利好的作用,一方面增大了平均单产,同时也减小了单产年际波动。当平均温度增加并从最适温度向偏高的温度变化时,增温对于作物生长表现出不利的影响,一方面降低了平均单产,同时也增大了单产年际波动^[33,53]。

极端天气气候事件频率和强度的变化是单产风险变化的另一大驱动因子。高温热害、低温冻害、干旱、大风、极端降水和洪涝等极端气候易造成作物显著低产^[60-61]。极端高温、低温、干旱和暴雨四个极端气候事件可以解释全球18%~49%的单产年际波动,其中对于亚洲的玉米、水稻以及北美的玉米的单产年际波动解释率均高于30%^[62]。未来A1B情景下极端高温会使得2071-2100年的全球粮食单产年际波动在相对于1971-2000年显著增大^[63]。在欧洲,气候变化引起的11种极端天气气候事件频率上升,将导致小麦单产年际波动显著增大^[64]。在未来RCP4.5和RCP8.5情景下,中国长江流域的极端干旱、高温的增强将会导致玉米、水稻单产年际波动增大^[65]。在中国西北干旱地区,未来更高重现期的干旱会诱发更高重现期的低产现象,更高的重现期低产将进一步诱发玉米单产年际波动增大^[66]。

2.3 评估气候变化下单产成害脆弱性的方法

评估变化环境驱动的危害风险变化,无法再单纯依赖基于历史数据的统计模型,须从风险形成的致灾机理和成害过程出发通过模拟实现^[67]。气候变化对单产风险影响的评估,在致灾端,主要利用气候预估数据分析气候变化带来的危险性变化,即未来特定的气候情景下各气候要素的均值、波动和极端值的变化;在成害端,则主要利用单产-气候响应函数(脆弱性)将危险性变化映射致单产统计特征的变化,从而获得在不同气候条件或情景下的单产不确定性估计,并分析其变化特征。

在致灾端,当前已有的气候变化致灾危险性评估与经典的灾害风险评估方法相比,多省略了离散随机事件仿真的步骤,而仅直接使用未来气候情景下的多模式预估数据作为驱动,或在预估数据的基础之上构建模式-情景超级组合^[68],并将多模式的评估结果等价于离散事件仿真。这与当前在全球洪水风险评估中,通过拟合未来特定的升温情景时期的极值分布进行完整的危险性评估、获取未来任意年份不同重现期致灾强度的做法相比^[69],是一种简化的处理方式。

表1 减产脆弱性分析的主要方法

Table 1 Major methods of crop yield loss vulnerability analysis

方法	要点	优势	不足	文献
统计作物模型	利用回归等经典统计方法建立单产与气候要素之间的定量关系	回归模型的响应关系清晰,参数简洁,计算效率高,便于推广使用	缺少机理过程,所建立的模型依赖于样本的领域范围,外推能力有限	[70]
机理作物模型	模仿作物生长发育过程反应不同气候条件下的单产变化	模型机理清晰,可以表达品种、土壤、田间管理等要素和气候的交互作用	结构参数复杂,模型之间不确定性较大,计算效率低,对于极端气候的影响难以捕捉	[71]
统计+机理的混合模型	通过作物模型的模拟过程找寻气候要素、遥感资料和单产之间的关系	可以弥补作物机理模型对于极端气候影响还原度不高的问题	同样存在统计模型外推能力不足的问题	[72]
遥感技术和统计模型的结合	将某些对于特定极端气候监测较为敏感的遥感产品用于建立统计模型	对于极端气候敏感的遥感产品可以有效提升特定极端气候条件下的单产风险估计精度	遥感资料无法进行未来气候变化的预估,部分新研发的遥感产品时间序列较短	[73]
遥感技术和机理模型的结合	将机理模型的输出结果和遥感反演资料之间进行结合	可以弥补机理模型输入数据空间异质性不足的问题		[74]

在成害端,单产-气候响应关系的主要载体是作物模型,包括统计作物模型和机理作物模型,近年来新发展了统计+机理的混合模型方法,并且将遥感技术与统计和机理模型进行有机结合(表1)。这些模型中的响应关系和参数主要建立在对历史时期的实验和统计数据建模的基础之上。相应的,所获得的评估结果均建立在历史时期基因参数与田间管理水平不变的前提下。

(1)统计作物模型。统计作物模型是常用的建立单产-气候响应关系的方法,包括考虑交互项的多元线性回归^[75]、考虑二次项和极端值的多元线性回归^[53]、分段频率统计回归^[76-77]等。在回归方程中纳入不同的解释变量可以揭示单产风险变化和不同气候要素之间的关联性,如极端高温日数^[31]和温度、降水的年际变率^[49]。但是多数统计模型在拟合气候要素变化(致灾)和单产风险变化(成害)的时候往往拟合优度不高,其主要原因是线性回归模型拟合参数的假设是对平均值进行无偏估计,而并不针对变率。基于机器学习算法建立的作物统计模型相对于多元线性回归对于单产年际波动的还原度更高^[78],主要归功于机器学习算法对复杂交互作用和非线性响应关系有很强的拟合能力。然而,在对未来气候变化的影响进行评估时,会因样本外插而存在很大的不确定性。

(2)机理作物模型。机理作物模型通过对作物生长发育的过程进行数学建模和描述以定义复杂的单产-气候的响应关系,以及品种、田间管理方式等非气候要素在其中的交互作用^[79]。目前主流的机理作物模型集合模拟可还原50%的单产年际波动^[80]以及37%的极端低产^[81]。相较于单产风险评估的需求,机理作物模型在还原单产年际波动上有不足,主要原因是机理模型在处理极端天气气候事件的影响时通常会对该过程进行简化或者模糊处理,从而造成对极端高温^[82-83]、并发的高温-干旱^[84]、暴雨洪涝^[85-86]等极端气候事件的影响还原不准确的现象。

(3)统计和机理模型的混合模型。近年来,部分研究尝试将统计作物模型和机理作物模型结合以达到提高模型对单产年际波动还原度的目的^[87]。主要思路是将作物机理模型的输出变量(如:单产、生物量)和外部变量(如:植被指数、极端气候指数)作为自变量建立和观测单产之间的统计关系。早期研究多数使用线性回归和机理作物模型结合,将机理作物模型输出的茎秆质量或叶面积指数和外部计算的气象指标共同作为线性回归的自变量,建立和观测单产之间的统计关系以此提高作物机理模型对单产年际变率的还原能力^[88-90]。近期的研究开始将机器学习算法和机理作物模型结合,将机理作物模型的输出生物量和外部计算的气象、遥感、土壤等变量共同作为机器学习的自变量,建立和观测单产之间的统计关系,大幅提高了对于单产年际波动的还原度^[72,91-92]。

(4)遥感技术和统计模型的结合。过去将遥感技术和统计模型相结合的方法大多是将植被指数纳入统计模型的建模中,传统植被指数对于提升精度确实起到了很重要的作用^[93],但是传统植被指数对于极端气候的监测存在不足,近年来和植被光合作用紧密相关的叶绿素荧光(SIF)指数被发现对于高温的监测更加敏感,将SIF纳入统计模型可以有效提升对于极端高温下的单产风险估计^[73]。另外,过去的统计模型更多地使用气象干旱指数来表达干旱的强度,近期通过遥感反演得到的土壤水产品被证明比气象干旱指数具有更好的农业干旱监测和预报能力^[94]。

(5)遥感技术和机理模型的结合。作物机理模型由于自身输入数据比较复杂,在大范围的模拟中难以直接获取具有空间异质性的输入数据,因此会造成作物机理模型模拟结果分辨率较粗且空间异质性不足的问题^[95]。而遥感技术最大的特点之一就是可以在较高的空间分辨率水平上揭示空间异质性,将遥感技术和作物机理模型进行结合可以显著提高对于单产风险空间异质性的理解和认识,同时对于田块尺度的单产风险监测预报均有指导意义^[74,96-97]。

2.4 发展趋向与挑战

气候变化影响单产风险的研究内容正逐步从基于历史资料的统计分析转变为借助多元数据和多种方法的集成性评估研究。利用统计作物模型或机理作物模型,当前研究已初步揭示了全球和区域尺度上气候变化对单产风险的影响,证明了气候的趋势性变化、波动增大以及极端天气气候事件频率和强度的改变均会显著地影响单产风险。然而,当前研究还有如下问题亟待解决:

(1)影响的事实。关于历史时期气候变化对区域单产风险的影响,当前还缺少全面的认识。对未来时期全球和不同区域的单产风险的预估,也只完成了全球尺度粗分辨率以及少部分基础数据较好区域的影响分析。预估结果不确定性较大,且缺少高空间分辨率的预估,对于全球单产年际变率的空间异质性认识也有不足。

(2)影响的驱动因素。当前对于复合极端气候事件影响单产风险的驱动因素还存在认识上的不足。在气候变化显著改变全球复合极端气候事件发生的可能性的背景下^[1,98],复合极端气候事件的影响相对于单

个极端气候事件的累加更强^[99-100]。但是,目前只是从统计分析中发现了这一现象,并未能从机理上解释复合极端气候事件放大单一极端气候事件影响的原因。

(3)成害脆弱性分析的方法。当前基于机器学习算法的统计作物模型和机理作物模型结合的方法可以高度还原单产年际波动,但是此类方法所建立的模型中存在很多要素响应不可解释的部分。并且该方法是否能够还原极端气候事件的复合影响还未得到很好地检验。遥感资料 and 统计、机理模型的结合很大程度上受制于遥感资料的时间范围,无法应用于长期过去同时也无法针对未来进行预估。

3 气候变化对多区域—多粮食作物同步歉收风险的影响

3.1 同步歉收事件的驱动因素

全球同步歉收事件的发生表明,全球不同主产区造成粮食减产的气候异常之间存在着某些背后的联系。大尺度环流活动异常通常被认为是其中最主要的原因。现有研究已经初步揭示了不同气候涛动事件与特定区域粮食歉收之间的关系。

厄尔尼诺南方涛动(ENSO)在全球尺度能够影响的歉收范围最广^[101],其年际振荡可以同时影响北半球太平洋两岸的夏季作物,包括美国、墨西哥、阿根廷和中国的玉米与大豆单产^[102]。ENSO和赤道以及南半球的冬季粮食卡路里总量也有较强的关联,包括巴西、澳大利亚的小麦^[103]、哥伦比亚的水稻^[104]。在厄尔尼诺年北半球的夏季,热带辐合带靠近东太平洋的赤道区域,阻挡了向墨西哥方向输送的水汽,造成墨西哥玉米干旱^[105]。而在拉尼娜年北半球的夏季,在美国大平原地区会形成一个气压槽使得干旱和高温得到增强,进而造成美国中西部地区的玉米大豆的歉收^[105]。在中国的华北平原,厄尔尼诺现象会减弱夏季西太平洋向中国北方的水汽输送,从而造成玉米歉收^[106]。对于南半球而言,厄尔尼诺主要影响冬季气候,厄尔尼诺引发的反气旋会使得澳大利亚的小麦遭受干旱引发的歉收^[107]。总体上,ENSO指数可以指征全球四大粮食作物22%~24%的大幅歉收事件^[108]。

北大西洋涛动(NAO)主要导致北非和欧洲的粮食歉收。NAO对于这些区域冬季的气候影响较强,正相位的NAO会减少北非的降水,从而使得小麦由于干旱而歉收^[105];负相位的NAO可以使欧洲中部和斯堪的纳维亚半岛的冬季温度更冷进而引发小麦冻害歉收^[109]。总体上,NAO的年际变率可以解释欧洲和北非地区64%的小麦单产年际变率^[105]。印度洋偶极子(IOD)可以同时影响印度洋北侧的印度小麦、东侧的澳大利亚的小麦以及西侧的撒哈拉以南非洲东部的玉米。正相位的IOD会在这些区域形成反气旋,进而减少区域降水引发干旱^[110]。IOD正负相位的变化可以指示印度和澳大利亚12%~28%的小麦歉收幅度^[107],以及非洲东部、南部多个国家玉米总产12%~44%的年际变率^[105]。热带大西洋变率(TAV)则主要影响着南半球大西洋两岸的南美洲和非洲,阿根廷、巴西以及撒哈拉以南的非洲西岸的玉米,41%~66%的单产年际变率可以被TAV的异常所解释^[105]。

3.2 气候变化对同步歉收风险影响的评估与预估

评估气候变化对同步歉收风险的影响,需要量化气候变化对不同产区—歉收事件之间相关性的影响,其核心是空间相依风险的联合概率建模问题。当前研究中主要探索2类方法:一类是抓住不同区域导致大幅歉收事件的主导气候致灾因子,然后分析气候致灾因子之间的相关性。此类方法略过了气候致灾到减产歉收的成害过程评估,本质上属于同步歉收的“致灾风险”。另一类是直接抓住不同区域单产或总产之间的相关性,利用历史观测数据,或气候模式驱动的作物机理模型开展模拟,实现真正意义上不同区域同步歉收的“成害风险”评估。

同步歉收“致灾风险”评估的代表性工作是由国际应用系统分析研究所完成的系列工作。Gaupp等人通过大量综述,在全球不同主产区选用和总产减少密切相关的气候因子作为“气候风险指数”,将“气候风险指数”低于25%的百分位数作为发生歉收风险阈值,并利用R-vines copula^[36]统计了全球不同数量的主产区经历“同期气候风险”的联合概率。结果显示,全球除水稻外,小麦、玉米和大豆同时有一个以上主产区经历歉收事件的概率在1967—1990年时段分别为0.3%、0.8%、1.7%,而到1991—2012年时段则上升为1.2%、1.1%、2.0%^[35]。针对未来气候情景的预估结果显示,全球升温2℃情景相对于1.5℃升温,全球5个主产国的小麦、玉米和大豆的总产同步歉收风险可能性将分别增大到40%、35%和23%^[111]。

从成害角度完成的同步歉收风险评估中,Mehrabani和Ramankutty利用1961—2008年全球统计总产,量化了全球不同区域多种粮食作物总产的协方差。发现不同粮食作物之间的同步歉收风险略有下降,但如果完

全同步歉收事件出现,全球总产的将减少17%~34%^[15]。针对美国玉米带和中国东北的玉米的模拟结果发现,两个区域同时发生同步歉收事件的概率以每十年6%的速率增长^[112]。使用统计模型进行模拟的结果显示,全球均一化升温2°C会将“玉米四大主产国和四大出口国同步歉收”这一事件由概率几乎为零变为可能事件,而升温4°C时上述事件发生的概率将超过85%,同步大幅歉收(减产>20%)的事件概率将超过45%^[33]。

3.3 发展趋向与挑战

气候变化下的同步歉收风险研究方向已初步揭示了气候涛动事件与特定区域粮食歉收之间的关系,并初步形成了一套利用气候指标指征区域减产-多区域气候指标联合概率建模-多区域同步歉收风险评估的“自下而上”的评估方法。当前该方向的研究还有如下问题有待解决:

(1) 卡路里替代性。当前针对未来同步歉收风险的预估研究大多数针对单个作物进行独立的风险评估,并未考虑不同粮食作物之间提供卡路里的替代性。从单作物-多区域变更为多作物-多区域,未来气候变化是否可能导致更高的同步歉收风险?

(2) 尺度效应。当前预估结果将全球单个粮食主产区视为均一单元,而在全球尺度上开展评估工作。而在区域、国家和主产区等更低尺度的空间单元内部,同步歉收风险将如何变化?丰歉互补的策略是否能够继续有效稳定区域粮食总产?

(3) 评估方法。当前的评估模型主要采用了分区随机变量建模-多区域联合概率建模的方式。此种方式依赖于统计分析,未将大尺度气候涛动的相位控制作用纳入考虑。而从气候涛动出发进行“自上而下”的建模,则需要解决对歉收幅度预测能力不足的问题。如何有效实现“上下结合”,改进评估模型、以准确量化气候变化下同步歉收风险?

4 结论与展望

伴随着气候变化与粮食安全相关研究的不断深入,关于气候变化影响区域作物单产风险和多区域粮食总产同步歉收风险,并进一步影响粮食供给稳定性的问题,已经引起学者的高度重视。从区域单产风险变化来看,气候变化已经并将进一步造成全球多个区域粮食作物单产年际波动的增大,进而增大了单产风险发生的概率。从全球多区域-多粮食作物关联的单产年际波动变化视角来看,气候变化下单产年际波动表现出更强的同步性的特征,因而增大了发生同步歉收风险的可能性。传统的气候变化粮食作物生产影响研究一直提倡的,通过填补产量差提升平均单产的气候变化适应策略,恐难以有效应对此类风险,未来必须寻求减少粮食生产风险的手段。为此,深入理解气候变化对全球不同区域粮食作物单产风险的影响以及区域性乃至全球性同步歉收风险,对于积极适应气候变化带来的新风险,建立区域和全球韧性粮食系统、保障粮食安全具有重要意义。

在下一阶段的研究中,针对气候变化下的区域单产风险变化以及多区域同步歉收风险两个方面,均需要解决方法上的问题,来推动相关的研究:

(1) 改进模型方法模拟粮食作物单产年际波动的能力。进一步加强单产-气候响应关系的基础性研究,通过改进试验与观测数据集,揭示粮食作物生长发育过程及单产对气候要素变化的响应,提高模型对单产年际波动的还原能力,特别是对极端天气气候事件(单一要素和复合要素)影响的还原能力。进一步明确气候变化影响单产年际波动的机理,加强多要素(气温、降水、辐射、二氧化碳等)、多组分(均值、波动和极端值)共同影响和交互作用的综合分析,量化气候系统各要素-组分的相对贡献,为不同区域制定针对性的适应与风险防范措施提供依据。

(2) 推动利用时空相依风险建模方法解决同步歉收风险的模拟与评估。构建有效反映大尺度气候涛动影响机理的同步歉收风险的模拟与评估模型。开展多区域-不同粮食作物之间的歉收关联性(“多灾种”型)建模,考虑多作物-多区域之间的熟制和轮作关系,以及在提供卡路里的功能上存在替代性。进一步揭示同步歉收风险在不同时空尺度上的变化规律。

(3) 加强对气候变化影响粮食生产风险的系统认识。进一步开展高空间分辨率的评估和预估,形成对未来特定气候情景下全球和区域粮食作物生产风险的系统认识,识别敏感作物和热点区域,以及对粮食系统其它部分和其它经济部门的级联效应。从单个区域粮食储备制度和跨区域/国家互助等角度制定以“错峰”为核心的气候变化风险防范机制,以提升全球粮食系统的韧性。

参考文献:

- [1] IPCC. Climate Change 2021: The Physical Science Basis [R]. 2021:15 – 31.
- [2] O'Neill B C, Oppenheimer M, Warren R, et al. IPCC reasons for concern regarding climate change risks [J]. *Nature Climate Chang*, 2017, 7: 28 – 37.
- [3] 覃志豪, 唐华俊, 李文娟. 气候变化对我国粮食生产系统影响的研究前沿 [J]. *中国农业资源与区划*, 2015, 36(1): 1 – 8.
QIN Zhihao, TANG Huajun, LI Wenjuan. Front issues in studying the impact of climate change on grain farming system in China [J]. *Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning*, 2015, 36(1): 1 – 8. (in Chinese)
- [4] 周广胜. 气候变化对中国农业生产影响研究展望 [J]. *气象与环境科学*, 2015, 38(1): 80 – 94.
ZHOU Guangsheng. Research prospect on impact of climate change on agricultural production in China [J]. *Meteorological and Environmental Sciences*, 2015, 38(1): 80 – 94. (in Chinese)
- [5] FAO. FAO Statistical Yearbook. World Food and Agriculture [R]. Food and Agriculture Organization United Nations, 2012:86 – 90.
- [6] Mbow C, Rosenzweig C, Barioni L G, et al. Food security in climate change and land: an IPCC special report on climate change, desertification, land degradation, sustainable land management, food security, and greenhouse gas fluxes in terrestrial ecosystems [R]. IPCC special report on climate change, 2019:450 – 464.
- [7] 刘立涛, 刘晓洁, 伦飞, 等. 全球气候变化下的中国粮食安全问题研究 [J]. *自然资源学报*, 2018, 33(6): 927 – 939.
LIU Litao, LIU Xiaojie, LUN Fei, et al. Research on China's food security under global climate change background [J]. *Journal of Natural Resources*, 2018, 33(6): 927 – 939. (in Chinese)
- [8] UNDRR. Global assessment report on disaster risk reduction 2019 [R]. United Nations Office for Disaster Risk Reduction, Geneva Switzerland, 2019: 83 – 85.
- [9] IPCC. Climate change 2014: synthesis report [R]. 2014:67 – 72.
- [10] Morton J F. The impact of climate change on smallholder and subsistence agriculture [J]. *Proceeding of the National Academy of Science*, 2007, 104:19680 – 19685.
- [11] Bobenrieth E, Wright B, Zeng D. Stocks-to-use ratios and prices as indicators of vulnerability to spikes in global cereal markets [J]. *Agricultural Economics*, 2013, 44: 43 – 52.
- [12] Zhao X, Calvin K, Wise M, et al. Global agricultural responses to interannual climate and biophysical variability [J]. *Environmental Research Letter*, 2021, 16: 104037.
- [13] FAO. World Agriculture: Towards 2015/2030 [R]. Food and Agriculture Organization United Nations, 2003:361 – 369.
- [14] Sternberg T. Regional drought has a global impact [J]. *Nature*, 2011, 472: 169.
- [15] Mehrabi Z, Ramankutty N. Synchronized failure of global crop production [J]. *Nature Ecology and Evolution*, 2019, 3: 780 – 786.
- [16] Janetos A, Justice C, Jahn M, et al. The risks of multiple breadbasket failures in the 21st Century [R]. *A Science Research Agenda*, 2017:8 – 10.
- [17] Liu W, Ye T, Shi P. Decreasing wheat yield stability on the North China Plain: Relative contributions from climate change in mean and variability [J]. *International Journal of Climatology*, 2021, 41: E2820 – E2833.
- [18] 史培军, 孙勃, 汪明, 等. 中国气候变化区划(1961 – 2010) [J]. *中国科学:地球科学*, 2014, 44: 2294 – 2306.
SHI Peijun, SUN Shao, WANG Ming, et al. Climate change regionalization in China (1961 – 2010) [J]. *Science China: Earth Sciences*, 2014, 44: 2294 – 2306. (in Chinese)
- [19] IPCC. Managing the risks of extreme events and disasters to advance climate change adaptation [R]. A Special Report, Cambridge University Press: Cambridge, UK, and New York, NY, USA, 2012:7 – 8.
- [20] 许吟隆, 赵运成, 翟盘茂, 等. IPCC 特别报告 SRCL 关于气候变化与粮食安全的新认识与启示 [J]. *气候变化研究进展* 2020, 16 (1): 37 – 49.
XU Yinlong, ZHAO Yuncheng, ZHAI Panmao, et al. Advances in scientific understanding on climate change and food security from IPCC special report SRCL [J]. *Climate Change Research*, 2020, 16 (1): 37 – 49. (in Chinese)
- [21] Shi P J, Ye T, Wang Y, et al. A geographical perspective and a research framework [J]. *International Journal of Disaster Risk Science*, 2020, 11: 426 – 440.
- [22] Rosenzweig C, Elliott J, Deryng D, et al. Assessing agricultural risks of climate change in the 21st century in a global gridded crop model inter-comparison [J]. *Proceeding of the National Academy of Science*, 2014, 111: 3268 – 3273.
- [23] Jägermeyr J, Müller C, Ruane A C, et al. Climate impacts on global agriculture emerge earlier in new generation of climate and crop models [J]. *Nature Food*, 2021, 2: 873 – 885.
- [24] Hasegawa T, Sakurai G, Fujimori S, et al. Extreme climate events increase risk of global food insecurity and adaptation needs [J]. *Nature Food*, 2021, 2: 587 – 595.
- [25] Campbell B M, Vermeulen S J, Girvetz E, et al. Reducing risks to food security from climate change [J]. *Global Food Security*, 2016, 11: 34 – 43.
- [26] Wheeler T, Von Braun J. Climate change impacts on global food security [J]. *Science*, 2013, 341: 508 – 513.
- [27] Porter J R, Challinor A J, Henriksen C B, et al. Invited review: Intergovernmental panel on climate change, agriculture, and food—A case of shifting cultivation and history [J]. *Global Change Biology*, 2019, 25: 2518 – 2529.

- [28] Porter J R, Xie L, Challinor A J, et al. Food security and food production systems [R]. *Climate Change 2014 Impacts, Adaptation and Vulnerability: Part A: Global and Sectoral Aspects*, 2015: 485 – 534.
- [29] Challinor A J, Watson J, Lobell D B, et al. A meta-analysis of crop yield under climate change and adaptation [J]. *Nature Climate Change*, 2014, 4: 287 – 291.
- [30] Osborne T M, Wheeler T R. Evidence for a climate signal in trends of global crop yield variability over the past 50 years [J]. *Environmental Research Letter*, 2013, 8: 024001.
- [31] Iizumi T, Ramankutty N. Changes in yield variability of major crops for 1981 – 2010 explained by climate change [J]. *Environmental Research Letter*, 2016, 11: 34003.
- [32] Liu B, Martre P, Ewert F, et al. Global wheat production with 1.5 and 2.0°C above pre-industrial warming [J]. *Global Change Biology*, 2019, 25: 1428 – 1444.
- [33] Tigchelaar M, Battisti D S, Naylor R L, et al. Future warming increases probability of globally synchronized maize production shocks [J]. *Proceeding of the National Academy of Science*, 2018, 115: 6644 – 6649.
- [34] Liu Y, Heuvelink G B M, Bai Z, et al. Analysis of spatio-temporal variation of crop yield in China using stepwise multiple linear regression [J]. *Field Crop Research*, 2021, 264(1):108098.
- [35] Gaupp F, Hall J, Hochrainer-stigler S, et al. Changing risks of simultaneous global breadbasket failure [J]. *Nature Climate Change*, 2019, 10: 54 – 57.
- [36] Gaupp F, Pflug G, Hochrainer-Stigler S, et al. Dependency of crop production between global breadbaskets: A Copula Approach for the assessment of global and regional risk pools [J]. *Risk Analysis*, 2017, 37: 2212 – 2228.
- [37] Gaupp F. Extreme events in a globalized food system [J]. *One Earth*, 2020, 2: 518 – 521.
- [38] Shi W, Wang M, Liu Y. Crop yield and production responses to climate disasters in China [J]. *Science of the Total Environment*, 2021, 750:141147.
- [39] Lesk C, Rowhani P, Ramankutty N. Influence of extreme weather disasters on global crop production [J]. *Nature*, 2016, 529: 84 – 87.
- [40] Stojanovski P, Dong W, Wang M, et al. Agricultural risk modeling challenges in China: Probabilistic modeling of rice losses in Hunan Province [J]. *International Journal of Disaster Risk Science*, 2015, 6: 335 – 346.
- [41] Schillerberg T A, Tian D, Miao R. Spatiotemporal patterns of maize and winter wheat yields in the United States: Predictability and impact from climate oscillations [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2019, 275: 208 – 222.
- [42] Frieler K, Schauburger B, Arneith A, et al. Understanding the weather signal in national crop-yield variability [J]. *Earth's Future*, 2017, 5: 605 – 616.
- [43] 赵俊晔,张峭,我国玉米自然灾害风险区识别研究 [J]. *自然灾害学报*, 2013, 22(1): 29 – 37.
ZHAO Junye, ZHANG Qiao. Study on identification of natural disaster risk zones of maize in China [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2013, 22(1): 29 – 37. (in Chinese)
- [44] 宋正阳,张峭,王克,农作物生产风险评估与区划系统的设计与实现 [J]. *中国农业资源与区划*, 2013, 34(3):34 – 40.
SONG Zhengyang, ZHANG Qiao, WANG Ke. Design and implementation of crop risk assessment and zoning system [J]. *Chinese Journal of Agricultural Resources and Regional Planning*, 2013, 34(3): 34 – 40. (in Chinese)
- [45] 邓国,王昂生,周玉淑,等.中国省级粮食产量的风险区划研究 [J]. *南京气象学院学报*, 2002, 25(3):373 – 379.
DENG Guo, WANG Angsheng, ZHOU Yushu, et al. China grain yield risk division at the level of province [J]. *Journal of Nanjing Institute of Meteorology*, 2002, 25(3): 373 – 379. (in Chinese)
- [46] 王季薇,王俊,叶涛,等.区域种植业自然灾害保险综合区划研究——以湖南省晚稻为例 [J]. *自然灾害学报*, 2016, 25(3):1 – 10.
WANG Jiwei, WANG Jun, YE Tao, et al. Integrated regionalization of crop natural disaster insurance: a case study on late rice in Hunan Province, China [J]. *Journal of Natural Disasters*, 2016, 25(3): 1 – 10. (in Chinese)
- [47] Lobell D, Ortiz-Monasterio J, Falcon W. Yield uncertainty at the field scale evaluated with multi-year satellite data [J]. *Agricultural Systems*, 2007, 9:76 – 90.
- [48] Iizumi T, Sakai T. The global dataset of historical yields for major crops 1981 – 2016 [J]. *Scientific Data*, 2020, 7: 1 – 7.
- [49] Leng G. Recent changes in county-level corn yield variability in the United States from observations and crop models [J]. *Science of the Total Environment*, 2017, 607 – 608:683 – 690.
- [50] Ostberg S, Schewe J, Childers K, et al. Changes in crop yields and their variability at different levels of global warming [J]. *Earth System Dynamic*, 2018, 9: 479 – 496.
- [51] Liu W, Ye T, Jägermeyr J, et al. Future climate change significantly alters interannual wheat yield variability over half of harvested areas [J]. *Environmental Research Letter*, 2021, 16, 094045.
- [52] 杨绚,汤旭,陈葆德,等.多模式气候预估对华北冬小麦产量模拟的不确定性分析 [J]. *地理科学进展*, 2013, 32(4): 628 – 636.
YANG Xuan, TANG Xu, CHEN Baode, et al. Uncertainty of ensemble winter wheat yield simulation in North China based on CMIP5 [J]. *Progress in Geography*, 2013, 32(4): 627 – 636. (in Chinese)
- [53] Ostberg S, Schewe J, Childers K, et al. Changes in crop yields and their variability at different levels of global warming [J]. *Earth System Dynamic*, 2018, 9: 479 – 496.
- [54] Ben-Ari T, Boé J, Ciais P, et al. Causes and implications of the unforeseen 2016 extreme yield loss in the breadbasket of France [J]. *Nature Communication*, 2018, 9: 1627.
- [55] Vanuytrecht E, Raes D, Willems P. Regional and global climate projections increase mid-century yield variability and crop productivity in Bel-

- gium [J]. *Regional Environmental Change*, 2016, 16: 659 – 672.
- [56] Moriondo M, Giannakopoulos C, Bindi M. Climate change impact assessment: The role of climate extremes in crop yield simulation [J]. *Climatic Change*, 2011, 104: 679 – 701.
- [57] Iizumi T, Sakuma H, Yokozawa M, et al. Prediction of seasonal climate-induced variations in global food production [J]. *Nature Climate Change*, 2013, 3:904 – 908.
- [58] Peng B, Guan K, Pan M, et al. Benefits of seasonal climate prediction and satellite data for forecasting U.S. maize yield [J]. *Geophysical Research Letter*, 2018, 45: 9662 – 9671.
- [59] Tubiello F N, Soussana J F, Howden S M. Crop and pasture response to climate change [J]. *Proceeding of the National Academy of Science*, 2007, 104: 19686 – 19690.
- [60] Rötter R P, Appiah M, Fichtler E, et al. Linking modelling and experimentation to better capture crop impacts of agroclimatic extremes—A review [J]. *Field Crop Research*, 2018, 221: 142 – 156.
- [61] Webber H, Lischeid G, Sommer M, et al. No perfect storm for crop yield failure in Germany [J]. *Environmental Research Letter*, 2020, 15: 104012.
- [62] Vogel E, Donat M.G, Alexander L V, et al. The effects of climate extremes on global agricultural yields [J]. *Environmental Research Letter*, 2019, 14:54010.
- [63] Teixeira E I, Fischer G, Van V, et al. Global hot-spots of heat stress on agricultural crops due to climate change [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2013, 170: 206 – 215.
- [64] Trnka M, Rötter R P, Ruiz-Ramos M, et al. Adverse weather conditions for European wheat production will become more frequent with climate change [J]. *Nature Climate Change*, 2014, 4: 637 – 643.
- [65] Chen X, Wang L, Niu Z, et al. The effects of projected climate change and extreme climate on maize and rice in the Yangtze River Basin, China [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2020, 282 – 283: 107867.
- [66] Zhu X, Xu K, Liu Y, et al. Assessing the vulnerability and risk of maize to drought in China based on the AquaCrop model [J]. *Agricultural System*, 2021, 189: 103040.
- [67] 史培军, 王爱慧, 孙福宝, 等. 全球变化人口与经济系统风险形成机制及评估研究 [J]. *地球科学进展*, 2016, 31(8): 775 – 781.
SHI Peijun, WANG Aihui, SUN Fubao, et al. A study of global change population and economic system risk forming mechanism and assessment [J]. *Advances in Earth Science*, 2016, 31 (8): 775 – 781. (in Chinese)
- [68] Tao F, Zhang Z. Climate change, wheat productivity and water use in the North China Plain: A new super-ensemble-based probabilistic projection [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*. 2013, 170:146 – 165.
- [69] Vousdoukas M I, Mentaschi L, Voukouvalas E, et al. Climatic and socioeconomic controls of future coastal flood risk in Europe [J]. *Nature Climate Change*, 2018, 8: 776 – 780.
- [70] Shi W J, Tao F L, Zhang Z. A review on statistical models for identifying climate contributions to crop yields [J]. *Journal of Geography Science*, 2013, 23: 567 – 576.
- [71] Lobell D B, Asseng S. Comparing estimates of climate change impacts from process-based and statistical crop models [J]. *Environmental Research Letter*, 2017, 12: 1 – 12.
- [72] Feng P, Wang B, Liu D L, et al. Dynamic wheat yield forecasts are improved by a hybrid approach using a biophysical model and machine learning technique [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2020, 285 – 286: 107922.
- [73] Song L, Guanter L, Guan K, et al. Satellite sun-induced chlorophyll fluorescence detects early response of winter wheat to heat stress in the Indian Indo-Gangetic Plains [J]. *Global Change Biology*, 2018, 24: 4023 – 4037.
- [74] Lobell D, Thau D, Seifert C, et al. A scalable satellite-based crop yield mapper [J]. *Remote Sense of Environment*, 2015, 164: 324 – 333.
- [75] Zaveri E, Lobell D B. The role of irrigation in changing wheat yields and heat sensitivity in India [J]. *Nature Communication*, 2019, 10:4144.
- [76] Schauburger B, Archontoulis S, Arneith A, et al. Consistent negative response of US crops to high temperatures in observations and crop models [J]. *Nature Communication*, 2017, 8: 13931.
- [77] Gammans M, Mérel P, Ortiz-Bobea A. Negative impacts of climate change on cereal yields: Statistical evidence from France [J]. *Environmental Research Letter*, 2017, 12:054007.
- [78] Leng G, Hall J W. Predicting spatial and temporal variability in crop yields: An inter-comparison of machine learning, regression and process-based models [J]. *Environmental Research Letter*, 2020, 15: 44027.
- [79] Jones J W, Antle J M, Basso B, et al. Brief history of agricultural systems modeling [J]. *Agricultural System*, 2017, 155: 240 – 254.
- [80] Webber H, Ewert F, Olesen J E, et al. Diverging importance of drought stress for maize and winter wheat in Europe [J]. *Nature Communication*, 2018, 9: 1 – 10.
- [81] Guarin J R, Asseng S, Martre P, et al. Testing a crop model with extreme low yields from historical district records [J]. *Field Crop Research*, 2020, 249:107269.
- [82] Zhu P, Zhuang Q, Archontoulis S V, et al. Dissecting the nonlinear response of maize yield to high temperature stress with model-data integration [J]. *Global Change Biology*, 2019, 25: 2470 – 2484.
- [83] Osman R, Zhu Y, Ma W, et al. Comparison of wheat simulation models for impacts of extreme temperature stress on grain quality [J]. *Agricultural and Forest Meteorology*, 2020, 288 – 289: 107995.
- [84] Schewe J, Gosling S N, Reyner C, et al. State-of-the-art global models underestimate impacts from climate extremes [J]. *Nature Communication*,

- 2019, 10: 1 – 14.
- [85] Li Y, Guan K Y, Schnitkey G D, et al. Excessive rainfall leads to maize yield loss of a comparable magnitude to extreme drought in the United States [J]. *Global Change Biology*, 2019, 25: 2325 – 2337.
- [86] Zhu P, Abramoff R, Makowski D, et al. Uncovering the past and future climate drivers of wheat yield shocks in Europe with machine learning [J]. *Earth's Future*, 2021, 9: 1 – 13.
- [87] Feng P, Wang B, Liu D L, et al. Incorporating machine learning with biophysical model can improve the evaluation of climate extremes impacts on wheat yield in south-eastern Australia [J]. *Agricultural Forest Meteorology*, 2019, 275: 100 – 113.
- [88] Pagani V, Guarneri T, Fumagalli D, et al. Improving cereal yield forecasts in Europe-The impact of weather extremes [J]. *European Journal Agronomy*, 2017, 89: 97 – 106.
- [89] Pagani V, Stella T, Guarneri T, et al. Forecasting sugarcane yields using agro-climatic indicators and Canegro model: A case study in the main production region in Brazil [J]. *Agricultural System*, 2017, 154: 45 – 52.
- [90] Roberts M J, Braun N O, Sinclair T R, et al. Comparing and combining process-based crop models and statistical models with some implications for climate change [J]. *Environmental Research Letter*, 2017, 12:095010.
- [91] Li Z, Zhang Z, Zhang L. Improving regional wheat drought risk assessment for insurance application by integrating scenario-driven crop model, machine learning, and satellite data [J]. *Agricultural System*, 2021, 191: 103141.
- [92] Zhang L, Zhang Z, Tao F, et al. Planning maize hybrids adaptation to future climate change by integrating crop modelling with machine learning [J]. *Environmental Research Letter*, 2021, 16: 124043.
- [93] Cai Y, Guan K, Lobell D, et al. Integrating satellite and climate data to predict wheat yield in Australia using machine learning approaches [J]. *Agricultural Forest Meteorology*, 2019, 274: 144 – 159.
- [94] Chatterjee S, Desai A, Zhu J, et al. Soil moisture as an essential component for delineating and forecasting agricultural rather than meteorological drought [J]. *Remote Sensing of Environmental*, 2022, 269:112833.
- [95] Benami E, Jin Z, Carter M, et al. Uniting remote sensing, crop modelling and economics for agricultural risk management [J]. *Nature Reviews Earth and Environment*, 2021, 2:140 – 159.
- [96] Jin Z, Azzari G, You C, et al. Smallholder maize area and yield mapping at national scales with Google Earth Engine [J]. *Remote Sensing of Environmental*, 2019, 228:115 – 128.
- [97] Schlenker W, Roberts M J. Nonlinear temperature effects indicate severe damages to US crop yields under climate change [J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2009, 106(37): 15594 – 15598.
- [98] Zscheischler J, Westra S, Van Den Hurk, B J J M, et al. Future climate risk from compound events [J]. *Nature Climate Change*, 2018, 8: 469 – 477.
- [99] Haqiqi I, Grogan D S, Hertel T W, et al. Quantifying the impacts of compound extremes on agriculture [J]. *Hydrology Earth System Science*, 2021, 25: 551 – 564.
- [100] Filipa Silva Ribeiro A, Russo A, Gouveia C M, et al. Risk of crop failure due to compound dry and hot extremes estimated with nested copulas [J]. *Biogeosciences*, 2020, 17: 4815 – 4830.
- [101] Anderson W, Seager R, Baethgen W, et al. Trans-Pacific ENSO teleconnections pose a correlated risk to agriculture [J]. *Agricultural Forest Meteorology*, 2018, 262: 298 – 309.
- [102] De la Casa A C, Ovando G G, Díaz G J. ENSO influence on corn and soybean yields as a base of an early warning system for agriculture in Córdoba Argentina [J]. *European Journal of Agronomy*, 2021, 129:126340.
- [103] Heino M, Puma M J, Ward P J, et al. Two-thirds of global cropland area impacted by climate oscillations [J]. *Nature Communication*, 2018, 9:1 – 10.
- [104] Barrios-Perez C, Okada K, Varón G G, et al. How does El Niño Southern Oscillation affect rice-producing environments in central Colombia? [J] *Agricultural. Forest. Meteorology*, 2021, 306:108443.
- [105] Anderson W B, Seager R, Baethgen W, et al. Synchronous crop failures and climate-forced production variability [J]. *Science Advances*, 2019, 5: 1 – 10.
- [106] Liu Y, Yang X, Wang E, et al. Climate and crop yields impacted by ENSO episodes on the North China Plain: 1956 – 2006 [J]. *Regional Environmental Change*, 2014, 14: 49 – 59.
- [107] Yuan C, Yamagata T. Impacts of IOD, ENSO and ENSO Modoki on the Australian winter wheat yields in recent decades [J]. *Scientific Reports*, 2015, 5:1 – 8.
- [108] Iizumi T, Luo J J, Challinor A J, et al. Impacts of El Niño Southern Oscillation on the global yields of major crops [J]. *Nature Communication*, 2014, 5:1 – 7.
- [109] Cantelaube P, Terres J M, Doblaz-Reyes F J. Influence of climate variability on European agriculture analysis of winter wheat production [J]. *Climate Research*, 2004, 27, 4:135 – 144.
- [110] Ummenhofer C C, England M H, McIntosh P C, et al. What causes southeast Australia's worst droughts? [J]. *Geophysical. Research. Letter*. 2009, 36:L04706.
- [111] Gaupp F, Hall J, Mitchell D, et al. Increasing risks of multiple breadbasket failure under 1.5 and 2 °C global warming [J]. *Agricultural System*, 2019, 175: 34 – 45.
- [112] Kent C, Pope E, Thompson V, et al. Using climate model simulations to assess the current climate risk to maize production [J]. *Environmental Research Letter*, 2017, 12:054012.