冬小麦物候的时空变化模拟及其气候驱动因素解析——基于改进的pDSSAT模型

骆玉川, 张朝*, 张亮亮, 曹娟

北京师范大学国家安全与应急管理学院, 应急管理部教育部减灾与应急管理研究院, 北京 100875

* 通讯作者, E-mail: zhangzhao@bnu.edu.cn

收稿日期: 2020-12-01; 收修改稿日期: 2021-06-22; 接受日期: 2021-07-23; 网络版发表日期: 2021-10-12

国家自然科学基金项目(批准号: 41977405, 42061144003)资助

摘要 掌握准确的物候信息及其变化规律和影响机制, 对于理解作物对气候变化的响应并制定适应措施具有重要的意义. 然而, 当前物候信息的获取、驱动因素的解析等均存在不足: 如地面观测覆盖范围不全、遥感反演过于依赖传感器、点尺度的作物模型模拟结果难以扩展到区域尺度等. 本研究基于Wang-Engel函数改进了CERES-Wheat模型, 首先在区域尺度上校准模型并评估了模拟性能, 进一步分析了2000~2015年全国冬小麦种植格点物候的时空变化. 我们发现改进的模型显著提升了冬小麦种植区开花期(13%)和成熟期(12%)的模拟精度, 其中云贵高原区尤为明显(26%和28%); 冬小麦生长低温区(如营养生长期均温在0~5℃和15~20℃, 生殖生长期在10~15℃范围内)的物候模拟精度也提升显著. 该结果证实了模型中原始温度响应函数确实存在局限性. 基于区域物候模拟结果表明: 近16年来冬小麦关键物候期和生长阶段主要呈提前和缩短趋势, 其中开花期、营养生长期和生殖生长期变化具有明显的空间分异特征, 如华北平原和长江中下游区的开花期和营养生长期, 以及西北地区的生殖生长期均呈现出推迟和延长趋势. 敏感性分析结果表明: 冬小麦关键物候期和生长阶段会随着最低气温和最高气温的上升而提前和缩短; 与之相反的是, 随着降水量的增加会推迟和延长; 物候期和生长阶段对太阳辐射的响应则未表现出一致性. 我们还发现物候对气象因子的敏感性呈现明显的区域特征: 如西南和云贵高原区对最低气温、最高气温和太阳辐射变化最为敏感, 而华北和西北地区则相反; 西北地区物候对降水量的敏感性大于长江中下游区. 总之, 改进后的作物模型能提供更精细的区域物候空间分异规律, 并能更客观地分析出物候时空变化的驱动因子. 根据我们的研究, 不同冬小麦种植区应采取针对性的适应措施来应对气候变化的影响. 最后, 改进的模型将提升冬小麦产量的预测精度, 该研究也为区域气候变化的影响和适应性评估提供了新方法和新工具.

关键词 冬小麦, 物候, 温度响应函数, 时空变化, pDSSAT

中文引用格式: 骆玉川, 张朝, 张亮亮, 曹娟. 2022. 冬小麦物候的时空变化模拟及其气候驱动因素解析——基于改进的pDSSAT模型. 中国科学: 地球科学, 52(1): 126–143, doi: [10.1360/SSTe-2020-0343](https://doi.org/10.1360/SSTe-2020-0343)

英文引用格式: Luo Y, Zhang Z, Zhang L, Cao J. 2021. Spatiotemporal patterns of winter wheat phenology and its climatic drivers based on an improved pDSSAT model. Science China Earth Sciences, 64(12): 2144–2160, <https://doi.org/10.1007/s11430-020-9821-0>

1 引言

小麦作为世界上种植范围最广的粮食作物之一,是数百万人摄入碳水化合物的主要来源(Liu等, 2018). 中国是小麦的主要生产国家, 以11%的种植面积生产了全球17.9%的小麦产量(FAO, 2018). 同时, 小麦也是中国第三大粮食作物, 年产量达13144万吨, 占总谷物产量的21.5%. 因此小麦在中国乃至全球粮食生产、粮食贸易以及粮食安全的议题中具有举足轻重的地位.

物候是反映作物生长发育的关键指标, 同时也是气候变化的重要自然指示器之一(方修琦和陈发虎, 2015). 气候变化会通过单个或多个气象要素(光照、温度和水分等)的改变来影响植被物候(He等, 2015). 已有研究表明, 在过去的几十年中, 欧洲、北美和东亚地区植被最显著的变化是春季物候的提前(Piao等, 2019; 吴晓静等, 2020). 然而, 这些研究大都关注于自然植被, 农业生态系统因受到人类活动的频繁干扰, 其物候变化规律可能会更复杂, 研究也更具有挑战性.

当前获取物候信息的基本方法有: 地面观测、遥感反演和模型模拟(Tao等, 2012; 肖登攀和陶福祿, 2012; Wang等, 2013; 张鑫等, 2014; Liu等, 2017; 赵彦茜等, 2019). 基于全国农业气象站的观测结果, Tao等(2012)和刘玉洁等(2018)发现气候变暖导致小麦开花期和成熟期提前. 这类研究确实扩展了我们对局部地区物候的认识, 但中国观测台站数量有限, 难以获得整个主产区的完整信息. 遥感产品具有覆盖范围大等特点, 在一定程度上弥补了观测台站的缺陷. 因此, 遥感反演物候成为了当前的研究热点(Sakamoto, 2018; Luo等, 2020b; 郑江珊等, 2020). 然而, 遥感主要通过植被指数来反演物候信息, 反演精度过于依赖传感器; 另外云、雪污染带来的噪声或缺失数据也会带来较大的不确定性; 而且滤波方法的选择也会影响反演精度(Atzberger等, 2014; Verger等, 2016; Wang C Z等, 2018). 相比于有限的地面观测和过于依赖传感器的遥感反演法, 机理模型方法能够在缺乏地面观测的地区或年份预测物候. 其中, 模型模拟是提取物候的重要方法, 它在机理上综合考虑了影响作物生长发育的多种因素, 能够在天尺度上对作物生长发育过程和产量进行模拟. 作物模型模拟方法的主要优势在于: 一方面, 它基于机理过程, 模拟的结果比基于代理指标的

遥感反演法更接近真实情况; 另一方面, 与模拟植被物候的统计模型(如光温驱动模型)相比, 它能更精确地模拟物候(付永硕等, 2020). 例如, 吴晓静等(2020)使用拓展春季指数物候模型模拟全国紫丁香的开花期, 其模拟值比观测值呈现出明显的高估倾向, 而作物模型的物候模拟值与观测值更为接近(Xiong等, 2008a; Xiao等, 2016).

在相关的作物模型模拟物候研究中, 我们发现该类研究主要集中在站点的尺度, 如Xiao等(2016)基于APSIM模型模拟了过去30年华北地区春小麦的物候变化, 发现开花期和成熟期分别平均提前了1.8和1.7d $(10a)^{-1}$, 而品种和播种期的改变减轻了气候变化的影响. 由于区域内的作物生长环境存在异质性, 且有限点的模拟结果难以扩展到大区域中, 因此点尺度模型模拟仍具有一定的局限性(Rosenzweig等, 2018). 此外, 随着人口和经济的持续增长、影响粮食生产的区域性问题(如气候变化)的出现, 作物模型需要应用到大区域, 甚至全球尺度来评估气候变化的影响. 但是, 点尺度的作物模型很难与格点尺度的区域气候模式直接耦合(Rosenzweig和Parry, 1994; Franke等, 2020). 因此, 近年来许多研究组织开发了区域的格点作物模型, 包括中国科研团队开发的MCWLA系列作物模型(Tao等, 2009a, 2009b), 以及基于农业技术转让决策支持系统(Decision Support System for Agrotechnology Transfer, DSSAT)开发出的pDSSAT模型, 这些格点作物模型能支持高性能并行计算条件下的区域作物生长模拟, 并被广泛应用于区域尺度的气候脆弱性研究、影响和适应性评估、以及作物产量模拟(Rosenzweig等, 2014; Elliott等, 2015).

然而, 因模型的设计目的、模型内部的侧重点不同(如模型设计者考虑影响作物生长的环境胁迫存在差别)会导致模拟结果的差异, 同时也会增加产量模拟的不确定性(Asseng等, 2013; Rosenzweig等, 2013; Li等, 2015). 因此, AgMIP项目(Agricultural Model Inter-comparison and Improvement Project)通过量化作物模型在气候变化影响评估中的不确定性, 探索了模型差异背后的潜在机制, 并致力于改进模型. 研究结果表明, 作物模型不确定性的最大来源是作物对温度的响应曲线, 尤其是在极端温度的环境条件(Rötter等, 2011; Wang等, 2015). Wang等(2017)对比了29种小麦作物模型的温度响应函数, 发现大致可分为四种类型:

包括线性函数无最优或最大温度阈值、线性或曲线函数有最优温度阈值而无最大温度阈值、线性函数且最优温度阈值为一个数值范围, 以及线性或曲线函数且有温度三基点, 并定量评估出响应函数的差异可使模拟产量的不确定性高达50%。为此, Wang等(2017)提出了一系列不同基点温度阈值的Wang-Engel温度响应函数, 并尝试替代了相关模型中的对应模块, 将全球七个站点的产量模拟误差平均减少了42%。此外, Wang-Engel温度响应函数还被成功应用于玉米和水稻作物模型的改进。例如, Wang N等(2018)用Wang-Engel函数替代了APSIM-Maize模型中的对应模块, 发现改进的模型更能刻画中国玉米带的物候差异。Zhang和Tao(2019)也验证了该函数对MCWLA-Rice模型模拟精度的提升。然而, 尚未有研究探究改进CERES系列模型中的温度响应函数对物候模拟的影响。另一方面, 前人的研究仅对点尺度的作物模型验证了改进温度响应函数对模拟精度的提升, 而对区域作物模型模拟的改进效果鲜有涉足, 已有基于有限站点尺度下得到的结果难以反映区域的整体表现, 因此模型性能的普适性仍备受质疑。鉴于此, 我们亟需探讨改进的温度响应函数是否能提升区域作物模型的模拟精度, 以期得到区域尺度上具有普适性的可靠结论。

综上, 本研究以冬小麦为研究对象, 基于Wang-Engel函数改进CERES-Wheat模型, 在区域尺度上校准模型并评估改进模型的模拟能力, 使用pDSSAT格点模型模拟2000~2015年中国冬小麦主产区的开花期和成熟期, 进一步分析关键物候期和生长阶段的时空变化特征, 以及物候对气候因子(最低气温、最高气温、降水量和太阳辐射)变化的敏感性。本文旨在提高格点作物模型的模拟能力和区域气候变化影响评估的可靠性, 并为不同冬小麦种植区制定气候变化适应措施提供科学的参考依据。

2 研究区概况与数据来源

2.1 研究区概况

中国冬小麦的种植范围广, 主要分布在103°E~105°E、111°E~120°E和30°N~38°N(赵广才, 2010; Luo等, 2020a)。根据气候、土壤和种植制度的差异, 将冬小麦种植区划分为5个主要区域, 即华北平原、西北地区、长江中下游地区、西南地区和云贵高原

区(图1)。

2.2 农业气象站观测数据

本研究使用了1999~2015年150个农业气象站点的田间观测数据集(图1), 来源于中国气象数据网(<http://data.cma.cn/>), 包括站点的基本信息(站点编号、名称、经纬度和海拔)、冬小麦基本生长信息(品种名称、制度、熟性、栽培方式、生育期、生长状况等)和田间管理信息(灌溉、施肥、整地、除草等)。

2.3 气象和土壤数据

气象数据采用国家气象信息中心提供的1999~2015年756个气象观测站及自动站的日值数据(<http://data.cma.cn/>), 包括日最高、最低气温(°C)、降水量(mm)和日照时数(h)。CERES-Wheat模型所需的太阳辐射通过Angstrom-Prescott公式计算得到(Angstrom, 1924; Wang等, 2014)。由于最终需要使用pDSSAT模型进行区域模拟, 因此需要生成1km格点尺度的气象数据。然而, 降水量的插值难度较高, 主要因为中国地形复杂、不同区域的降水量变化大。相比其

图1 冬小麦种植区划分和农业气象站点空间分布
研究区划分为华北平原(NCP)、西北地区(NW)、长江中下游区(YZ)、西南地区(SW)和云贵高原区(YG)

他简单的插值方法(如克里金), 薄板样条插值方法 (Thin-plate spline) 基于三个独立变量(经度、纬度和海拔信息)拟合插值函数, 能够产生精度更高的降水量插值结果(Yuan等, 2015). 因此, 本文借助ANUSPLIN软件采用薄板样条插值方法对站点气象数据进行插值(Hutchinson, 2004). 为了能够更好地拟合降水量极端值, 本文对原始降水量数据进行平方根转换, 并将降水量插值结果中低于或等于0.5mm的值设置为0mm. 插值使用的DEM数据来自SRTM(Shuttle Radar Topography Mission), 由资源环境科学与数据中心提供(<http://www.resdc.cn/Default.aspx>), 空间分辨率为1km.

土壤数据使用1km空间分辨率的GSDE(The Global Soil Dataset for Earth System Modeling)数据集(Shangguan等, 2014), 包括各层土壤容重、有机碳、总氮、pH、阳离子交换量、电导率、碳酸钙含量和砾石、黏粒、砂粒含量等. 此外, 土壤饱和水含量、田间持水量、永久凋萎点含水量和饱和导水率等由Dai等(2013)估算得到. 而土壤反照率、径流潜力和排水率使用Hoogenboom等(2004)的方法估算得到.

3 研究方法

本研究使用Wang-Engel函数改进CERES-Wheat模型, 根据各区域的冬小麦农业气象站观测数据, 分别在区域尺度上校准模型并评估模型改进前后的物候模拟精度, 最终使用pDSSAT模型模拟2000~2015年冬小麦种植格点的关键物候期, 进而分析近十六年冬小麦物候的时空变化特征及其对气象因子的敏感性.

3.1 CERES-Wheat模型

CERES-Wheat模型是内嵌在DSSAT中的子模型, 它能够逐日模拟各种环境(包括天气、土壤)和管理因子(作物品种、种植条件、施肥和灌溉)共同影响下小麦的生长发育过程和产量(Jones等, 2003), 被广泛应用于产量估测、气候变化影响评估等研究(Deryng等, 2011; 王雪姣等, 2012; 解毅等, 2016). CERES-Wheat模型中的温度响应函数为线性形式, 基点温度设置为4个, 即最低温度、两个最适温度和最高温度, 其取值在不同的生长阶段有所差异, 具体函数如公式(1)所示(Ritchie和Otter, 1985; Wang等, 2017). 例如, 营养生长期和生殖生长期的温度响应函数均以0℃为最低温度

阈值, 最适温度阈值范围分别为26~50℃和30~50℃, 而最高温度阈值则均设置为60℃. 可以看出, 在较大的温度范围内(即最适温度阈值范围), 该温度响应函数均认为发育速率为最大值1. 然而, 最近的Meta分析综合类研究认为作物发育速率对温度的响应函数呈Arrhenius-type形状(Parent等, 2010; Parent和Tardieu, 2012), 其中小麦的温度响应函数的最低、最适和最高温度阈值分别为0、27.7和40℃, 当温度介于27.7~40℃, 发育速率由1开始下降, 而当温度超过40℃, 发育速率为0, 这样的响应曲线更贴合小麦的真实生长情况, 与CERES-Wheat模型的温度响应函数截然不同. 因此, CERES-Wheat模型的温度响应函数具有局限性, 尤其在极端温度的环境条件下对物候模拟的不确定性较大(Wang等, 2017).

$$f(T) = \begin{cases} \frac{T-T_b}{T_{o1}-T_b}, & T_b \leq T < T_{o1}, \\ 1, & T_b \leq T < T_{o1}, \\ 1 - \frac{T-T_{o2}}{T_c-T_{o2}}, & T_{o2} \leq T < T_c, \end{cases} \quad (1)$$

式中, $f(T)$ 为发育速率, T_b 为最低温度阈值, T_{o1} 为第一个最适温度阈值, T_{o2} 为第二个最适温度阈值, T_c 为最高温度阈值.

3.2 Wang-Engel温度响应函数

Wang-Engel(WE)温度响应函数最初被SPASS-Wheat模型用于模拟小麦物候, 随后成功应用到其他作物(如玉米、水稻等)的叶片发育和物候模拟, 效果较好(Streck等, 2003b, 2008). WE函数为曲线形态, 采用温度三基点, 即最低温度、最适温度和最高温度, 它们共同决定了曲线的形状, 具有生物学意义, 如公式(2)所示. 本研究使用WE函数分别替代CERES-Wheat模型中营养生殖期和生殖生长期的温度响应函数, 具体温度阈值的设置参考Wang等(2017), 并将改进后的模型称为CERES-Wheat-WE.

$$f(T) = \left(\frac{2(T-T_b)^\alpha (T_o-T_b)^\alpha - (T-T_b)^{2\alpha}}{(T_o-T_b)^{2\alpha}} \right)^\beta, \quad (2)$$

$$\alpha = \frac{\ln^2}{\ln\left(\frac{T_c-T_b}{T_o-T_b}\right)}, \beta = 0 \sim 1,$$

式中, $f(T)$ 为发育速率, T_b 为最低温度阈值, T_o 为最适温度阈值, T_c 为最高温度阈值, β 为形状系数。

原始CERES-Wheat和改进后的CERES-Wheat-WE模型的温度响应函数如图2所示。当温度低于CERES-Wheat-WE模型的最适温度阈值时, 原始CERES-Wheat和改进的CERES-Wheat-WE模型在两个不同发育阶段对发育速率的模拟均存在差异, 尤其在生殖生长期(图2b); 当温度超过CERES-Wheat-WE模型的最适温度阈值时, 两个模型的模拟差异最大, 原始CERES-Wheat模型模拟的发育速率保持恒定值1, 而CERES-Wheat-WE模型模拟的发育速率随温度升高而降低; 当温度超过CERES-Wheat-WE模型的最高温度阈值时, 发育速率为0, 而此时原始CERES-Wheat模型模拟的发育速率仍然保持恒定值1。

3.3 模型在区域尺度上的校准

本文基于1999~2015年的冬小麦农业气象站点观测数据, 参照Xiong等(2008a)的方法, 在区域尺度上分别对CERES-Wheat和CERES-Wheat-WE模型进行校准, 并评估模型改进前后的物候模拟精度。具体步骤如下。

3.3.1 站点校准

由于每个农业气象站的观测值时间序列长度不同, 本文使用至少连续5年的观测数据进行调参, 剩余年份的数据用于验证。采用广义似然不确定估计方法(Generalized Likelihood Uncertainty Estimation, GLUE)对控制物候的品种参数(P1V、P1D和P5)进行逐站点校准(表1), 调参次数设置为6000次。气象和土壤数据分别使用1km格点插值气象数据和GSDE土壤数据在各站点的值。采用均方根误差(Root Mean Square Error, RMSE)对模型的校准效果进行评价, 计算公式如下:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (S_i - O_i)^2}, \quad (3)$$

式中, S_i 为模拟值, O_i 为观测值, n 为样本量。

3.3.2 区域校准

由于最终需要使用pDSSAT模型进行区域模拟, 因此需要在区域尺度上对模型进行校准, 得到代表各区域的品种参数。区域校准的假设是同一生态区内品种、管理措施一致, 而不同生态区的品种和管理存在异质性。由于近十多年来冬小麦品种类型多样, 若对

图2 CERES-Wheat和改进的CERES-Wheat-WE模型中营养生长期(a)和生殖生长期(b)小麦发育速率对温度的响应

表1 CERES-Wheat模型中控制物候的品种参数

参数名称(单位)	定义	影响的生长过程
P1V(days)	最适温度条件下完成春化阶段所需天数	开花期
P1D(%)	光周期参数	开花期
P5(°C day)	籽粒灌浆期积温	成熟期

每一个品种均进行参数校准, 工作量会很大. 而 CERES-Wheat 模型中定义的品种参数仅仅考虑了作物的发育日期和干物质积累特征, 未考虑其他更能体现品种差异的特性, 如抗旱性、抗低温性、病虫害抗性 (Mavromatis 等, 2001; Xiong 等, 2008b). 因此, 本文选取每个区域内具有代表性的品种和普遍使用的管理措施代表区域的整体特征, 将站点校准后的模型在区域尺度上进行校准. 选择 2013~2015 年中的 1 年为校准年, 另外 2 年作验证, 总共进行 3 次校准, 以该区域内所有站点的模拟值与观测值的 RMSE 最小原则确定代表性品种的最佳参数.

3.4 pDSSAT 模型在区域尺度上模拟

基于 Luo 等 (2020a) 提取的 2000~2015 年冬小麦收获面积数据, 选取连续 7 年以上被认为收获冬小麦的格点作为冬小麦种植格点, 使用 pDSSAT 模型逐格点模拟 2000~2015 年冬小麦的物候变化. 其中, 为排除管理和品种因素对分析物候时空变化的气候驱动因素的影响, 同一冬小麦种植区域内所有冬小麦种植格点采用一致的由区域校准得到的品种参数, 植株密度、施肥日期、施肥量、灌溉日期和灌溉量等管理因素设置为各区域农业气象站记录值的平均水平. 进而分别建立每个冬小麦种植格点关键物候期 (开花期和成熟期)、生长阶段 (营养生长期、生殖生长期和整个生长季) 和气象因子 (生长季内的平均最低气温、最高气温、降水量和太阳辐射) 与年份的一元线性回归方程, 将斜率作为物候期或生长阶段或生长季内各气象因子的变化趋势 (d a^{-1}), 并利用双尾 t 检验对回归系数进行显著性检验, 显著性水平选择为 0.1.

3.5 物候对气象因子的敏感性分析

为探究冬小麦关键物候期和生长阶段时空变化规律的驱动因素, 本文使用面板回归分析方法对不同区域所有种植格点计算了关键物候期和生长阶段对生长季内平均最低气温、最高气温、累计降水量和平均太阳辐射变化的敏感性, 公式如下:

$$\text{Pheno}_{i,t} = \beta_{0,j} + \beta_{1,j} \cdot T_{\min i,t} + \beta_{2,j} \cdot T_{\max i,t} + \beta_{3,j} \cdot \text{PRCP}_{i,t} + \beta_{4,j} \cdot \text{SRAD}_{i,t}, \quad (4)$$

式中, $\text{Pheno}_{i,t}$ 为第 j 个分区内第 i 个格点在第 t 年的关键物候期或生长阶段, $\beta_{0,j}$ 为截距项, $\beta_{1,j}$ 、 $\beta_{2,j}$ 、 $\beta_{3,j}$ 和

$\beta_{4,j}$ 分别为第 j 个分区冬小麦物候期或生长阶段对生长季内平均最低气温、最高气温、累计降水量和平均太阳辐射的敏感度, $T_{\min i,t}$ 、 $T_{\max i,t}$ 、 $\text{PRCP}_{i,t}$ 和 $\text{SRAD}_{i,t}$ 分别为第 j 个分区内第 i 个格点在第 t 年的生长季内平均最低气温、最高气温、累计降水量和平均太阳辐射.

3.6 计算低温度日

为了探究改进温度响应函数后物候模拟提升的原因, 本文计算了营养生长期和生殖生长期的低温度日 (LDD_v 和 LDD_r), 具体计算公式如下:

$$\text{LDD}_v = \left(\sum_{i=pd}^{ad} \text{LDD}_i \right) / (L_v), \quad (5)$$

$$\text{LDD}_r = \left(\sum_{i=md}^{ad} \text{LDD}_i \right) / (L_r), \quad (6)$$

$$\text{LDD}_i = \begin{cases} 0 & T > T_{\text{base}}, \\ T_{\text{base}} - T & T \leq T_{\text{base}}, \end{cases} \quad (7)$$

式中, LDD_i 是第 i 天的低温度日, pd 是种植日期, ad 是开花日期, md 是成熟日期, L_v 是营养生长期长度, L_r 是生殖生长期长度, T_{base} 为低温阈值, 营养生长期和生殖生长期分别设置为 10°C 和 20°C . 低温阈值是根据图 2 中原始和改进后的温度响应函数在多少温度阈值以下模拟的发育速率存在显著差异设定的.

4 结果与分析

4.1 气象数据插值精度

本文使用 Arcgis10.5 中的创建随机点工具, 随机选取 600 个气象站点 1999~2015 年的气象数据作为插值输入数据, 剩余 156 个站点用于验证插值精度, 随机采样的站点均匀分布于各省. 结果显示, 气象数据的插值精度较高, 最低气温、最高气温和太阳辐射整体的 RMSE 分别为 1.53°C 、 1.83°C 和 2.22 MJ m^{-2} , R^2 均大于 0.8; 而降水量的整体插值精度相对较低, RMSE 和 R^2 分别为 6.67 mm 和 0.52 (表 2、图 3). 插值精度在各个季节没有呈现太大的差异, 两个温度变量的插值精度均在秋季最高; 而降水量的插值精度在夏季最低, 与夏季雨量充足因而降水量存在极端值有关. 总的来说, 插值生成的 1 km 气象数据可靠性较高, 可以用于驱动 pDSSAT 模型进行格点模拟.

图 3 1999~2015年150个验证站点气象数据插值精度箱线图

4.2 CERES-Wheat与CERES-Wheat-WE模型模拟效果的对比

如表3所示,改进温度响应函数显著提升了模型在大多数冬小麦种植区对开花期和成熟期的模拟精度,分别平均提升了13%和12%。总的来看,原始的CERES-Wheat模型在华北地区物候模拟精度最高,开花期和成熟期的平均RMSE分别为5.08和4.16天,而改进的CERES-Wheat-WE模型在华北平原、西南地区 and 长江中下游地区对开花期和成熟期的模拟表现均较好,平均RMSE分别为4.83和4.29天(表3)。改进温度响应函数提升模拟精度最明显的区域是云贵高原区,开花期和成熟期分别提高了26.2%和27.9%(表3)。其中,CERES-Wheat-WE模型在华北地区、西南地区和云贵高原区对开花期的模拟提升更明显,能够达到10%以上;而对于成熟期,改进的模型在西北地区、云贵高原区和长江中下游地区模拟提升幅度更大,为14%以

表 2 1999~2015年150个验证站点的气象数据平均插值精度

	最低气温 (°C)	最高气温 (°C)	降水量(mm)	太阳辐射 (MJ m ⁻²)
整体				
RMSE	1.53	1.83	6.67	2.22
R ²	0.94	0.93	0.52	0.81
春季				
RMSE	1.71	1.95	5.15	2.26
R ²	0.91	0.92	0.56	0.80
夏季				
RMSE	1.72	2.06	8.54	2.91
R ²	0.89	0.82	0.45	0.74
秋季				
RMSE	1.58	1.77	5.48	1.98
R ²	0.94	0.94	0.52	0.79
冬季				
RMSE	1.11	1.52	1.27	1.56
R ²	0.92	0.93	0.63	0.80

上(表3)。以云贵高原区为例,成熟期模拟精度的大幅提升是因为该地区冬小麦生殖生长期的平均温度集中于10~15℃,并且在该温度范围下改进前后的温度响应函数的发育速率模拟值存在显著性差异(图2b和4b)。然而,改进的CERES-Wheat-WE模型在华北平原对成熟期的模拟精度没有提升,原因可能是华北平原冬小麦生殖生长期的平均温度主要分布在20℃以上(图4a),而原始和改进的温度响应函数在该温度范围下模拟的发育速率没有显著差异(图2b)。

由于研究区冬小麦生长季普遍在7月份前结束,因此平均温度≥34℃(冬小麦生长高温阈值)的高温度日

图 4 华北平原(a)和云贵高原区(b)冬小麦生殖生长期平均温度的频率分布图

表 3 CERES-Wheat和CERES-Wheat-WE模型模拟开花期和成熟期的RMSE

分区	开花期			成熟期		
	CERES-Wheat	CERES-Wheat-WE	提升(%)	CERES-Wheat	CERES-Wheat-WE	提升(%)
	RMSE(天)	RMSE(天)		RMSE(天)	RMSE(天)	
华北平原	5.08	4.52	11	4.16	4.17	-0.2
西北地区	6.88	6.4	6.4	6.57	5.43	17.4
西南地区	5.64	4.89	13.3	4.59	4.55	0.8
云贵高原	8.02	5.92	26.2	7.37	5.31	27.9
长江中下游地区	5.51	5.07	7.9	4.83	4.14	14.3

图 5 CERES-Wheat和CERES-Wheat-WE模型模拟开花期(a)和成熟期(b)的精度对比

较低, 本文仅探讨低温度日. 通过计算在原始和改进后的温度响应函数模拟的发育速率存在显著差异的温度阈值下的低温度日, 结果显示改进的CERES-Wheat-WE模型在低温度日较高的地区模拟提升效果更显著, 尤其是分别在营养生长期和生殖生长期受低温胁迫影响较大的华北平原和云贵高原区(图5). 主要原因是原始CERES-Wheat模型的温度响应函数和WE函数分别

图 6 云南省所有站点CERES-Wheat和CERES-Wheat-WE模型模拟开花期和成熟期对比
dap, 距种植日期天数

在较低和较高温度范围下模拟的冬小麦发育速率存在差异, 营养生长期或生殖生长期分别在10℃(或20℃)以下和27℃(或30℃)以上, 其中生殖生长期的发育速率响应差异更大(图2b). 以云南的所有冬小麦研究站点为例, 由于在较低温度范围下WE函数计算的发育速率低于原始CERES-Wheat模型温度响应函数的模拟值, 因此改进的CERES-Wheat-WE模型模拟的成熟期会晚于原始CERES-Wheat模型的模拟值, 一定程度上消除了CERES-Wheat模型对于成熟期模拟的低估(图6).

此外, 通过对比原始和改进的模型在不同站点模拟的开花期和成熟期RMSE与其对应的营养生长期和生殖生长期平均温度, 本研究确定了改进的CERES-Wheat-WE模型在怎样的温度范围对物候模拟精度的提升最显著(图7). 结果显示, 改进温度响应函数显著提升了在较低温度环境条件下的物候模拟精度, 进而佐证了模型改进前后的温度响应函数模拟的发育速率

图7 不同生长阶段平均温度范围下CERES-Wheat和CERES-Wheat-WE模型模拟开花期(a)和成熟期(b)精度对比

*, 两组数据存在显著性差异($p<0.05$)

存在显著性差异. 对于开花期, 改进的模型明显提升了营养生长期平均温度在0~5℃和15~20℃范围内的模拟精度, 5~15℃的提升相对较小, 但减少了模拟误差较高的情况. 对于成熟期, 新的温度响应函数显著提升了生殖生长期平均温度在10~15℃范围内的模拟精度, 而在20~25℃温度范围下改进的模型几乎没有明显提升模拟精度, 这可能是因为原始和改进模型中的温度响应函数在此温度范围下模拟的发育速率没有显著差异

(图2b).

综上, 与CERES-Wheat模型相比, 改进的CERES-Wheat-WE模型在不同冬小麦种植区域对开花期和成熟期的模拟精度均有较大提升, 尤其降低了在较低温度范围下对物候模拟的不确定性. 因此, 校准改进后的模型得到的不同区域冬小麦品种参数能够用于pDSSAT模型模拟格点物候变化, 使得到的物候时空变化分析结果更为可信.

4.3 2000~2015年气象因子、冬小麦关键物候期和生长阶段的时空变化

图8和表4总结了近16年来冬小麦主要种植区内关键气象因子的变化趋势. 总体上, 最低气温和最高气温呈上升趋势, 分别有68.5%和66.7%的站点显示增温趋势, 平均幅度分别为0.04和0.02℃ a⁻¹. 其中西北地区增温最为明显, 即绝大部分站点呈现相同的规律, 平均上升幅度也最大, 为0.05℃ a⁻¹; 而华北平原和长江中下游区的最高气温以降低为主. 对于降水量, 平均有65%的站点显示增加的趋势, 幅度最小, 平均为0.01mm a⁻¹, 而太阳辐射则呈现出与以上三种气象因子相反的减少趋势, 有70.4%的站点辐射平均减少了0.03(MJ m⁻²) a⁻¹.

基于改进后的CERES-Wheat-WE模型, 使用pDSSAT模型模拟了2000~2015年冬小麦种植格点关键物候期(开花期和成熟期)的时间变化, 在此基础上计算了三个生长阶段, 即营养生长期、生殖生长期和生长季, 由于年际特征相似, 只展示了近16年物候期的平均值(图9和表5). 结果显示, 随着纬度降低(由北向南), 除生殖生长期以外的其他物候特征呈现提前或缩短的规律, 这与中国南部地区光热资源充足有关(Yu等, 2012). 其中, 西北地区冬小麦的开花期、成熟期最晚、营养生长期和生长季最长, 而云贵高原区对应物

表4 不同分区2000~2015年气象因子平均变化趋势

分区	最低气温		最高气温		降水量		太阳辐射	
	趋势(℃ a ⁻¹)	站点比例(%)	趋势(℃ a ⁻¹)	站点比例(%)	趋势(mm a ⁻¹)	站点比例(%)	趋势(MJ m ⁻² a ⁻¹)	站点比例(%)
华北平原	0.04	65.1	-0.02	64.1	0.01	70.2	-0.03	77.2
西北地区	0.05	94.4	0.03	96.9	0.02	90.8	-0.04	82.2
西南地区	0.01	93.2	0.05	88.9	-0.01	78.5	0.02	66.1
云贵高原	0.04	96.7	0.05	80.5	-0.02	76.1	0.04	54.7
长江中下游区	0.03	55.6	-0.03	52.4	0.02	55.6	0.02	56.8

图 8 不同分区2000~2015年气象因子的时间变化趋势箱线图

表 5 不同分区2000~2015年冬小麦关键物候期和生长阶段平均值(单位: 天)

分区	开花期	成熟期	营养生长期	生殖生长期	生长季
华北平原	111	154	198	43	240
西北地区	124	160	210	36	246
西南地区	81	129	148	48	196
云贵高原	69	117	130	46	179
长江中下游区	105	151	187	45	231

候期或生长阶段最早或最短。进一步计算各格点关键物候期和生长阶段的变化趋势,并分区汇总结果(图10~11和表6)。总的来看,关键物候期和生长阶段变化均以提前(或缩短)为主,总计有67%的格点显示负的时间变化趋势,平均为 -0.16d a^{-1} ,但也有33%的格点显示物候期推迟或生长阶段延长,平均为 0.07d a^{-1} 。纵观冬小麦主产区,平均分别有52.7%和77.1%的格点显示开花期和成熟期呈现提前趋势,平均幅度分别为 0.12 和 0.19d a^{-1} ,其中西北、西南和云贵高原区提前的幅度最大(表6)。而营养生长期、生殖生长期和生长季分别有53%、75.1%和77.5%的格点呈缩短趋势,平均幅度分别为 0.12 、 0.16 和 0.19d a^{-1} (表6)。

对于不同冬小麦种植区,开花期、营养生长期和生殖生长期变化具有明显的空间差异,而成熟期和生长季则呈现一致的提前或缩短趋势(图11)。在华北平原和长江中下游地区,开花期和营养生长期均呈现推

迟和延长趋势,其中长江中下游地区观察到的平均幅度更大,而西北、西南和云贵高原区则呈现相反的变化趋势,且西南地区呈现的平均提前和缩短幅度相比另外两个地区最小。对于西北地区,其生殖生长期展现出与其他四个区域相反的延长规律,这可能与其开花期的提前幅度比成熟期的幅度更大有关。

4.4 2000~2015年冬小麦关键物候期和生长阶段对气象因子的敏感度

近16年冬小麦关键物候期和生长阶段对气象因子的敏感度如图12所示。总的来看,物候期和生长阶段随着生长季内最低气温和最高气温升高而提前和缩短,随着降水量增加而推迟和延长。冬小麦物候对太阳辐射的响应变化则各有差异,随着太阳辐射增加,华北和西北地区关键物候期或生长阶段主要呈推迟或延长规律,而长江中下游、西南和云贵高原区开花期呈推迟

图 9 2000~2015年开花期(a)和成熟期(b)年平均值的空间分布

表 6 不同分区2000~2015年冬小麦关键物候期和生长阶段平均变化趋势

分区	开花期		成熟期		营养生长期		生殖生长期		生长季	
	趋势 (d a ⁻¹)	格点比例 (%)	趋势 (d a ⁻¹)	格点比例 (%)	趋势 (d a ⁻¹)	格点比例 (%)	趋势 (d a ⁻¹)	格点比例 (%)	趋势 (d a ⁻¹)	格点比例 (%)
华北平原	0.11	68.7	-0.11	66	0.11	68.2	-0.13	88.6	-0.11	66.3
西北地区	-0.2	95.9	-0.12	74.3	-0.2	96	0.11	97.8	-0.12	74.6
西南地区	-0.11	54.9	-0.3	98.1	-0.11	54.6	-0.3	98.8	-0.3	97.1
云贵高原	-0.21	81.2	-0.35	99.9	-0.21	81.3	-0.22	87	-0.35	97.5
长江中下游区	0.16	89.9	-0.06	51	0.16	90	-0.14	99.1	-0.06	51.7

规律,成熟期和生长阶段则主要表现出提前和缩短。有趣的是,随着最高气温升高,生殖生长期呈延长趋势。

在不同种植区,冬小麦物候对气象因子的敏感度不同。例如,西南和云贵高原区物候对最低气温和最高气温最为敏感,分别平均为5.36和4.8d °C⁻¹,而华北和西北地区则相反,平均为1.46d °C⁻¹。对于降水量,西北地区物候的敏感度最大(0.02d mm⁻¹),而长江中下游区物候的敏感度相对最小(0.01d mm⁻¹),这与西北地区较干旱而长江中下游地区雨水充足有关。此外,西南和

云贵高原区物候对太阳辐射变化的敏感度分别平均为1.38和1.25d (MJ m⁻²)⁻¹,大于西北地区物候对太阳辐射变化的敏感度(0.39d (MJ m⁻²)⁻¹)。

5 讨论

为了能逐格点运行作物模型,本研究首先对站点尺度的气象数据进行插值处理,以获得1km网格的气象数据。我们的研究证实插值精度整体较高,其中最

图 10 2000~2015年开花期(a)、成熟期(b)、营养生长期(c)、生殖生长期(d)和生长季(e)时间变化趋势的空间分布

图 11 不同分区2000~2015年关键生育期和生长阶段的时间变化趋势箱线图

图 12 不同分区关键物候期和生长阶段对各气象因子的敏感度

低气温、最高气温和太阳辐射的精度最高($R^2 \geq 0.8$), 而降水量的插值效果相对较差, RMSE和 R^2 分别为6.67mm和0.52。这可能归因于降水量的时空变异较大。例如夏季是降水量集中的季节, 因此部分站点的降水量在此期间会出现极端值, 这给插值结果带来了较大的不确定性。尽管我们对降水量进行了平方根转换, 有利于插值过程中对高降水量值的拟合, 但还是未能达到满意的插值结果。一方面是由于薄板样条插值方法本身的局限性: 降水量在夏季呈现出局部急剧变化的特征, 而薄板样条插值方法只能生成自然的表面,

因此对夏季降水量的插值表现较差(Luo等, 2008)。目前国际主流的精度较高的方法——高精度曲面建模方法(High Accuracy Surface Modeling, HASM), 综合考虑了DEM数据、经纬度、坡向、坡度等系列地形特征因子对降水空间分布的影响, 已经在月和年尺度下验证了对降水量插值精度的大幅提升(Yue, 2011; 赵娜等, 2013; Yue等, 2013, 2016; 岳天祥等, 2020), 有望生成精度更高的日尺度降水量插值结果。另一方面, 目前缺乏高时空分辨率(例如本研究中的1km、天尺度)的格点气象数据, 例如WorldClim 2和CRU TS数据的空

间分布率分别为1km、0.5°, 而时间分辨率为月尺度(Fick和Hijmans, 2017; Harris等, 2020); NCEP/NCAR再分析数据虽然时间分辨率可达到3h, 但空间分辨率较低, 为2.5°(Kalnay等, 1996); 常被作物模型采用的AgMERRA格点气象数据虽然时间分辨率为天尺度, 但空间分辨率比较粗糙, 最高为0.25°(Ruane等, 2015). 因此, 未来研究应对比HASM、薄板样条插值等方法的插值精度, 采用精度更高的方法生成高时空分辨率的格网气象数据, 提高区域格点作物模型模拟结果的可靠性.

当前作物模型模拟不确定性的主要来源是作物对温度的响应曲线(Asseng等, 2013; Bassu等, 2014), 而温度主要通过影响物候发育速率、器官的产生和膨大、光合和呼吸作用等来影响作物生长发育状况. 当生长季平均温度大约为20°C时, 原始CERES-Wheat模型中的温度响应函数和WE函数模拟的发育速率相似, 但在较低或较高温度的环境条件下, 模拟的发育速率存在显著差异(图2). 原始的温度响应函数认为冬小麦发育速率的最适温度为一个数值范围, 对于营养生长期和生殖生长期分别为26~50°C和30~50°C. 然而, Meta分析综合研究认为作物发育速率对温度的响应曲线呈Arrhenius-type形状(Parent等, 2010; Parent和Tardieu, 2012), 即最适温度为一个值(27.7°C), 而不是范围, 当温度高于最适温度时小麦发育速率由1开始下降, 而当温度超过最高温度阈值(40°C)时发育速率为0, 这与CERES-Wheat模型的温度响应函数不同. 因此, CERES-Wheat模型在较低和较高温度环境条件下的物候模拟值存在较大的不确定性(Wang等, 2017). 本文使用Wang-Engel函数改进了CERES-Wheat模型中的温度响应函数, 在区域尺度上校准模型并评估模型改进前后的模拟性能. 结果显示, 改进温度响应函数显著提升了模型在大多数冬小麦种植区对开花期和成熟期的模拟精度, 尤其在云贵高原区提升得最多(表3、图5). 此外, 改进的CERES-Wheat-WE模型在低温度日较大的地区对物候模拟的提升更大, 如华北平原. 同时, 也显著提升了在几种温度环境条件下对物候的模拟精度, 例如营养生长期平均温度在0~5°C和15~20°C, 生殖生长期平均温度在10~15°C范围内都有显著的提升(图7), 这种发现进一步佐证了模型改进前后的温度响应函数模拟的发育速率存在显著性差异. 相比于前人的研究结果, 我们的发现展现出了改进模型对物候模

拟精度提升的空间差异的更多细节(Wang等, 2017; Zhang和Tao, 2019). 然而, 本研究重点关注了改进作物模型不确定性最大来源的温度响应函数对物候模拟的影响, 却忽略了影响冬小麦物候模拟的另外两个重要因素: 春化和光周期. CERES-Wheat模型中春化和光周期响应函数也是线性的, 同样存在一定的局限性, 因为非线性的春化响应函数相比现有的线性响应函数能更准确地刻画不同品种对春化的响应(Streck等, 2003a). 因此, 未来应探究改进模型中春化和光周期响应函数对冬小麦物候模拟精度的影响.

基于改进的CERES-Wheat-WE模型, 我们模拟了2000~2015年冬小麦种植格点物候的时空变化. 结果表明, 关键物候期和生长阶段变化均以提前(或缩短)为主, 验证了Tao等(2014)基于观测站点的结果; 而开花期、营养生长期和生殖生长期变化具有明显的空间分异规律, 部分结论(如华北平原冬小麦开花期和营养生长期分别呈推迟和延长趋势)与Xiao等(2013)的研究不一致. 造成这种差异的原因: 一方面可能是研究时段和研究方法不同, 另一方面也可能是近16年影响冬小麦的气象因子的时空变化及物候对气象因子的敏感度呈现出了新特征. 进一步的分析结果确实佐证了我们的新发现, 比如在2000~2015年期间, 尽管冬小麦生长季内最低气温和最高气温均呈现普遍增温的趋势, 但在华北平原和长江中下游区最高气温却呈现降低的趋势, 从而导致开花期的推迟. 这两个地区的最低气温尽管增温明显, 但其敏感性显著小于最高气温的敏感度, 例如长江中下游的开花期对最高气温和最低气温的敏感度分别为-4.8和-2.4d °C⁻¹. 此外, 格点尺度的区域物候模拟和敏感性分析结果能提供更详细的空间分异规律, 我们发现不同种植区冬小麦物候对气象因子的敏感度不同, 如西南和云贵高原区物候对最低气温、最高气温和太阳辐射最为敏感, 而华北和西北地区则相反. 对于降水量, 西北地区物候的敏感度最大, 而长江中下游区物候的敏感度相对最小. 尽管这些气象因子在作物实际生长过程中都可能会影响物候期, CERES-Wheat模型却未能全面考虑所有的影响. 例如温度和辐射的确分别通过热时间(Thermal Time)和光截获因子影响物候发育, 降水对物候的影响却欠缺考虑, 因为降水在CERES-Wheat模型中只是通过土壤水分来影响作物的生长, 而模型中水分有效性并不影响作物发育速率的模拟(Dettori等, 2017), 这就是

CERES-Wheat模型存在的局限性. 总之, 掌握冬小麦物候对不同气象因子的响应的时空规律, 对指导当地合理选择作物品种、优化管理措施、科学应对气候变化等均具有极其重要的现实意义.

最后, 本研究对提高作物模型产量预测的精确性, 以及改进区域气候变化影响和适应性评估都具有指导意义. 我们基于WE函数改进了CERES-Wheat模型, 降低了在较低温度环境条件下对物候模拟的不确定性, 考虑到极端温度事件越来越频繁(Porter等, 2014), 以及冬小麦在生殖生长期对极端天气的高度敏感(Zhao等, 2007), 因此利用改进的格点作物模型能够提升未来气候变化情景下评估区域气候变化影响的稳健性.

6 结论

本文使用Wang-Engel温度响应函数改进了CERES-Wheat模型, 在区域尺度上校准了模型, 并在不同冬小麦种植区评估了模型的物候模拟精度, 降低模拟的不确定性, 获得了代表区域整体情况的可靠结论, 最后基于改进的CERES-Wheat-WE模型在格点尺度模拟2000~2015年冬小麦物候的时空变化, 进一步分析了近16年来气象因子、物候的时空变化特征, 以及物候对气象因子的敏感性. 结果表明: (1) 改进温度响应函数显著提升了大多数冬小麦种植区物候的模拟精度, 云贵高原区提升尤为明显; 在营养生长期受低温胁迫影响较大的华北平原, 改进的模型对开花期模拟的提升也非常显著; 同时在较低温度环境条件下的物候的模拟精度也有所提升. (2) 近16年来最低气温和最高气温总体呈上升趋势, 但华北平原和长江中下游区的最高气温以降低为主; 降水量也以增加为主, 而太阳辐射则呈现出减少的趋势. (3) 2000~2015年冬小麦关键物候期和生长阶段的变化均以提前(或缩短)为主, 其中开花期、营养生长期和生殖生长期的变化具有明显的空间分异规律, 如华北平原和长江中下游区开花期和营养生长期以及西北地区生殖生长期呈现出推迟和延长趋势. (4) 物候期和生长阶段随着生长季内最低气温和最高气温升高而提前和缩短, 而随着降水量增加则推迟和延长, 对太阳辐射的响应变化则各有差异. 此外, 不同种植区冬小麦物候对气象因子的敏感度不同. 总之, 改进后的区域作物模型有望提高产量预测的精确性, 为客观评价区域气候变化的影响和适应性

提供了新方法和新工具.

致谢 感谢两位审稿人和主编在审稿过程中对文章提出的宝贵意见.

参考文献

- 方修琦, 陈发虎. 2015. 植物物候与气候变化. 中国科学: 地球科学, 45: 707-708
- 付永硕, 李昕熹, 周轩成, 耿晓君, 郭亚会, 张雅茹. 2020. 全球变化背景下的植物物候模型研究进展与展望. 中国科学: 地球科学, 50: 1206-1218
- 解毅, 王鹏新, 王蕾, 张树誉, 李俐, 刘峻明. 2016. 基于作物及遥感同化模型的小麦产量估测. 农业工程学报, 32: 179-186
- 刘玉洁, 陈巧敏, 葛全胜, 戴君虎. 2018. 气候变化背景下1981~2010中国小麦物候变化时空分异. 中国科学: 地球科学, 48: 888-898
- 王雪姣, 潘学标, 陈超, 龙步菊. 2012. 基于COSIM模型的棉花冷害预测研究. 棉花学报, 24: 52-61
- 吴晓静, 程昌秀, 乔灿灿, 宋长青. 2020. 光温驱动下中国1979~2018年春季物候时空分异规律. 中国科学: 地球科学, 50: 1386-1400
- 肖登攀, 陶福禄. 2012. 过去30年气候变化对华北平原冬小麦物候的影响研究. 中国生态农业学报, 20: 1539-1545
- 岳天祥, 赵娜, 刘羽, 王轶夫, 张斌, 杜正平, 范泽孟, 史文娇, 陈传法, 赵明伟, 宋敦江, 王世海, 宋印军, 闫长青, 李启权, 孙晓芳, 张丽丽, 田永中, 王薇, 王英安, 马胜男, 黄宏胜, 卢毅敏, 王情, 王晨亮, 王玉柱, 鹿明, 周伟, 刘熠, 尹笑哲, 王宗, 包正义, 赵苗苗, 赵亚鹏, 焦毅蒙, Naseer U, 范斌, 李赛博, 杨阳, Wilson J P. 2020. 生态环境曲面建模基本定理及其应用. 中国科学: 地球科学, 50: 1083-1105
- 张鑫, 陈金, 江瑜, 邓艾兴, 宋振伟, 郑成岩, 张卫建. 2014. 夜间增温对江苏不同年代水稻主栽品种生育期和产量的影响. 应用生态学报, 25: 1349-1356
- 赵广才. 2010. 中国小麦种植区划研究(一). 麦类作物学报, 30: 886-895
- 赵娜, 岳天祥, 王晨亮. 2013. 1951~2010年中国季平均降水高精度曲面建模分析. 地理科学进展, 32: 49-58
- 赵彦茜, 肖登攀, 柏会子, 陶福禄. 2019. 中国作物物候对气候变化的响应与适应研究进展. 地理科学进展, 38: 224-235
- 郑江珊, 徐希燕, 贾根锁, 吴文瑾. 2020. 基于多遥感产品和地面观测的北极苔原春季返青期特征研究. 中国科学: 地球科学, 50: 1618-1634
- Angstrom A. 1924. Solar and terrestrial radiation. Report to the international commission for solar research on actinometric investigations of solar and atmospheric radiation. *Q J R Meteorol Soc*, 50: 121-126
- Asseng S, Ewert F, Rosenzweig C, Jones J W, Hatfield J L, Ruane A C,

- Boote K J, Thorburn P J, Rötter R P, Cammarano D, Brisson N, Basso B, Martre P, Aggarwal P K, Angulo C, Bertuzzi P, Biernath C, Challinor A J, Doltra J, Gayler S, Goldberg R, Grant R, Heng L, Hooker J, Hunt L A, Ingwersen J, Izaurralde R C, Kersebaum K C, Müller C, Naresh Kumar S, Nendel C, O'Leary G, Olesen J E, Osborne T M, Palosuo T, Priesack E, Ripoche D, Semenov M A, Shcherbak I, Steduto P, Stöckle C, Stratonovitch P, Streck T, Supit I, Tao F, Travasso M, Waha K, Wallach D, White J W, Williams J R, Wolf J. 2013. Uncertainty in simulating wheat yields under climate change. *Nat Clim Change*, 3: 827–832
- Atzberger C, Klisch A, Mattiuzzi M, Vuolo F. 2014. Phenological metrics derived over the European continent from NDVI3g data and MODIS time series. *Remote Sens*, 6: 257–284
- Bassu S, Brisson N, Durand J L, Boote K, Lizaso J, Jones J W, Rosenzweig C, Ruane A C, Adam M, Baron C, Basso B, Biernath C, Boogaard H, Conijn S, Corbeels M, Deryng D, De Sanctis G, Gayler S, Grassini P, Hatfield J, Hoek S, Izaurralde C, Jongschaap R, Kemanian A R, Kersebaum K C, Kim S H, Kumar N S, Makowski D, Müller C, Nendel C, Priesack E, Pravia M V, Sau F, Shcherbak I, Tao F, Teixeira E, Timlin D, Waha K. 2014. How do various maize crop models vary in their responses to climate change factors? *Glob Change Biol*, 20: 2301–2320
- Dai Y J, Shangguan W, Duan Q Y, Liu B Y, Fu S H, Niu G. 2013. Development of a China dataset of soil hydraulic parameters using pedotransfer functions for land surface modeling. *J Hydrometeorol*, 14: 869–887
- Deryng D, Sacks W J, Barford C C, Ramankutty N. 2011. Simulating the effects of climate and agricultural management practices on global crop yield. *Glob Biogeochem Cycle*, 25: GB2006
- Dettori M, Cesaraccio C, Duce P. 2017. Simulation of climate change impacts on production and phenology of durum wheat in Mediterranean environments using CERES-Wheat model. *Field Crops Res*, 206: 43–53
- Elliott J, Müller C, Deryng D, Chrysanthacopoulos J, Boote K J, Büchner M, Foster I, Glotter M, Heinke J, Iizumi T, Izaurralde R C, Mueller N D, Ray D K, Rosenzweig C, Ruane A C, Sheffield J. 2015. The global gridded crop model intercomparison: Data and modeling protocols for Phase 1 (v1.0). *Geosci Model Dev*, 8: 261–277
- FAO. 2018. FAOSTAT. Food and Agriculture Organization of the United Nations, Rome, Italy
- Fick S E, Hijmans R J. 2017. WorldClim 2: New 1 km spatial resolution climate surfaces for global land areas. *Int J Climatol*, 37: 4302–4315
- Franke J A, Müller C, Elliott J, Ruane A C, Jägermeyr J, Snyder A, Dury M, Falloon P D, Folberth C, François L, Hank T, Izaurralde R C, Jacquemin I, Jones C, Li M, Liu W, Olin S, Phillips M, Pugh T A M, Reddy A, Williams K, Wang Z, Zabel F, Moyer E J. 2020. The GGCMI Phase 2 emulators: Global gridded crop model responses to changes in CO₂, temperature, water, and nitrogen (version 1.0). *Geosci Model Dev*, 13: 3995–4018
- Harris I, Osborn T J, Jones P, Lister D. 2020. Version 4 of the CRU TS monthly high-resolution gridded multivariate climate dataset. *Sci Data*, 7: 109
- He Z B, Du J, Zhao W Z, Yang J J, Chen L F, Zhu X, Chang X X, Liu H. 2015. Assessing temperature sensitivity of subalpine shrub phenology in semi-arid mountain regions of China. *Agric For Meteorol*, 213: 42–52
- Hoogenboom G, White J W, Messina C D. 2004. From genome to crop: Integration through simulation modeling. *Field Crops Res*, 90: 145–163
- Hutchinson M F. 2004. ANUSPLIN version 4.3. Canberra: Centre for Resource and Environmental Studies, Australian National University
- Jones J W, Hoogenboom G, Porter C H, Boote K J, Batchelor W D, Hunt L A, Wilkens P W, Singh U, Gijsman A J, Ritchie J T. 2003. The DSSAT cropping system model. *Eur J Agron*, 18: 235–265
- Kalnay E, Kanamitsu M, Kistler R, Collins W, Deaven D, Gandin L, Iredell M, Saha S, White G, Woollen J, Zhu Y, Leetmaa A, Reynolds R, Chelliah M, Ebisuzaki W, Higgins W, Janowiak J, Mo K C, Ropelewski C, Wang J, Jenne R, Joseph D. 1996. The NCEP/NCAR 40-year reanalysis project. *Bull Amer Meteorol Soc*, 77: 437–471
- Li T, Hasegawa T, Yin X, Zhu Y, Boote K, Adam M, Bregaglio S, Buis S, Confalonieri R, Fumoto T, Gaydon D, Marcaida Iii M, Nakagawa H, Oriol P, Ruane A C, Ruget F, Singh B, Singh U, Tang L, Tao F, Wilkens P, Yoshida H, Zhang Z, Bouman B. 2015. Uncertainties in predicting rice yield by current crop models under a wide range of climatic conditions. *Glob Change Biol*, 21: 1328–1341
- Liu L L, Wallach D, Li J, Liu B, Zhang L X, Tang L, Zhang Y, Qiu X L, Cao W X, Zhu Y. 2018. Uncertainty in wheat phenology simulation induced by cultivar parameterization under climate warming. *Eur J Agron*, 94: 46–53
- Liu Z J, Wu C Y, Liu Y S, Wang X Y, Fang B, Yuan W P, Ge Q S. 2017. Spring green-up date derived from GIMMS3g and SPOT-VGT NDVI of winter wheat cropland in the North China Plain. *ISPRS J Photogrammetry Remote Sens*, 130: 81–91
- Luo W, Taylor M C, Parker S R. 2008. A comparison of spatial interpolation methods to estimate continuous wind speed surfaces using irregularly distributed data from England and Wales. *Int J Climatol*, 28: 947–959
- Luo Y C, Zhang Z, Li Z Y, Chen Y, Zhang L L, Cao J, Tao F L. 2020a. Identifying the spatiotemporal changes of annual harvesting areas

- for three staple crops in China by integrating multi-data sources. *Environ Res Lett*, 15: 074003
- Luo Y C, Zhang Z, Chen Y, Li Z Y, Tao F L. 2020b. ChinaCrop-Phen1km: A high-resolution crop phenological dataset for three staple crops in China during 2000–2015 based on leaf area index (LAI) products. *Earth Syst Sci Data*, 12: 197–214
- Mavromatis T, Boote K J, Jones J W, Irmak A, Shinde D, Hoogenboom G. 2001. Developing genetic coefficients for crop simulation models with data from crop performance trials. *Crop Sci*, 41: 40–51
- Parent B, Tardieu F. 2012. Temperature responses of developmental processes have not been affected by breeding in different ecological areas for 17 crop species. *New Phytol*, 194: 760–774
- Parent B, Turc O, Gibon Y, Stitt M, Tardieu F. 2010. Modelling temperature-compensated physiological rates, based on the co-ordination of responses to temperature of developmental processes. *J Exp Bot*, 61: 2057–2069
- Piao S L, Liu Q, Chen A P, Janssens I A, Fu Y S, Dai J H, Liu L L, Lian X, Shen M G, Zhu X L. 2019. Plant phenology and global climate change: Current progresses and challenges. *Glob Change Biol*, 25: 1922–1940
- Porter J R, Xie L, Challinor A, Cochrane K, Howden S M, Iqbal M M, Lobell D B, Travasso M I. 2014. Food security and food production systems. In: Field C B, Barros V R, Dokken D J, Mach K J, Mastrandrea M D, Bilir T E, Chatterjee M, Ebi K L, Estrada Y O, Genova R C, Girma B, Kissel E S, Levy A N, MacCracken S, Mastrandrea P R, White L L, eds. *Climate Change 2014: Impacts, Adaptation and Vulnerability. Contribution of Working Group II to the Fifth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change*. Cambridge: Cambridge University Press. 485–533
- Ritchie J, Otter S. 1985. Description and performance of CERES-Wheat: A user-oriented wheat yield model. In: Willis W O, ed. *ARS Wheat Yield Project*. Washington D C: United States Department of Agriculture, Agricultural Research Service. 159–175
- Rosenzweig C, Elliott J, Deryng D, Ruane A C, Müller C, Arneth A, Boote K J, Folberth C, Glotter M, Khabarov N, Neumann K, Piontek F, Pugh T A M, Schmid E, Stehfest E, Yang H, Jones J W. 2014. Assessing agricultural risks of climate change in the 21st century in a global gridded crop model intercomparison. *Proc Natl Acad Sci USA*, 111: 3268–3273
- Rosenzweig C, Jones J W, Hatfield J L, Ruane A C, Boote K J, Thorburn P, Antle J M, Nelson G C, Porter C, Janssen S, Asseng S, Basso B, Ewert F, Wallach D, Baigorria G, Winter J M. 2013. The agricultural model intercomparison and improvement project (AgMIP): Protocols and pilot studies. *Agric For Meteorol*, 170: 166–182
- Rosenzweig C, Parry M L. 1994. Potential impact of climate change on world food supply. *Nature*, 367: 133–138
- Rosenzweig C, Ruane A C, Antle J, Elliott J, Ashfaq M, Chatta A A, Ewert F, Folberth C, Hathie I, Havlik P, Hoogenboom G, Lotze-Campen H, MacCarthy D S, Mason-D'Croz D, Contreras E M, Müller C, Perez-Dominguez I, Phillips M, Porter C, Raymundo R M, Sands R D, Schleussner C F, Valdivia R O, Valin H, Wiebe K. 2018. Coordinating AgMIP data and models across global and regional scales for 1.5°C and 2.0°C assessments. *Phil Trans R Soc A*, 376: 20160455
- Rötter R P, Carter T R, Olesen J E, Porter J R. 2011. Crop-climate models need an overhaul. *Nat Clim Change*, 1: 175–177
- Ruane A C, Goldberg R, Chrysanthacopoulos J. 2015. Climate forcing datasets for agricultural modeling: Merged products for gap-filling and historical climate series estimation. *Agric For Meteorol*, 200: 233–248
- Sakamoto T. 2018. Refined shape model fitting methods for detecting various types of phenological information on major U.S. crops. *ISPRS J Photogrammetry Remote Sens*, 138: 176–192
- Shangguan W, Dai Y J, Duan Q Y, Liu B Y, Yuan H. 2014. A global soil data set for earth system modeling. *J Adv Model Earth Syst*, 6: 249–263
- Streck N A, Lago I, Gabriel L F, Samboranza F K. 2008. Simulating maize phenology as a function of air temperature with a linear and a nonlinear model. *Pesq Agropec Bras*, 43: 449–455
- Streck N A, Weiss A, Baenziger P S. 2003a. A generalized vernalization response function for winter wheat. *Agron J*, 95: 155–159
- Streck N A, Weiss A, Xue Q, Baenziger P S. 2003b. Improving predictions of developmental stages in winter wheat: A modified Wang and Engel model. *Agric For Meteorol*, 115: 139–150
- Tao F, Yokozawa M, Zhang Z. 2009a. Modelling the impacts of weather and climate variability on crop productivity over a large area: A new process-based model development, optimization, and uncertainties analysis. *Agric For Meteorol*, 149: 831–850
- Tao F L, Zhang S A, Zhang Z. 2012. Spatiotemporal changes of wheat phenology in China under the effects of temperature, day length and cultivar thermal characteristics. *Eur J Agron*, 43: 201–212
- Tao F L, Zhang Z, Liu J Y, Yokozawa M. 2009b. Modelling the impacts of weather and climate variability on crop productivity over a large area: A new super-ensemble-based probabilistic projection. *Agric For Meteorol*, 149: 1266–1278
- Tao F L, Zhang Z, Xiao D P, Zhang S, Rotter R P, Shi W J, Liu Y J, Wang M, Liu F S, Zhang H. 2014. Responses of wheat growth and yield to climate change in different climate zones of China, 1981–2009. *Agric For Meteorol*, 189–190: 91–104

- Verger A, Filella I, Baret F, Peñuelas J. 2016. Vegetation baseline phenology from kilometric global LAI satellite products. *Remote Sens Environ*, 178: 1–14
- Wang C L, Yue T X, Fan Z M. 2014. Solar radiation climatology calculation in China. *J Resources Ecol*, 5: 132–138
- Wang C Z, Zhang Z, Chen Y, Tao F L, Zhang J, Zhang W. 2018. Comparing different smoothing methods to detect double-cropping rice phenology based on LAI products—A case study in the Hunan province of China. *Int J Remote Sens*, 39: 6405–6428
- Wang E L, Martre P, Zhao Z G, Ewert F, Maiorano A, Rotter R P, Kimball B A, Ottman M J, Wall G W, White J W, Reynolds M P, Alderman P D, Aggarwal P K, Anothai J, Basso B, Biernath C, Cammarano D, Challinor A J, De S G, Doltra J, Dumont B, Fereres E, Garcia-Vila M, Gayler S, Hoogenboom G, Hunt L A, Izaurrealde R C, Jabloun M, Jones C D, Kersebaum K C, Koehler A K, Liu L L, Muller C, Kumar S N, Nendel C, O’Leary G, Olesen J E, Palosuo T, Priesack E, Rezaei E E, Ripoche D, Ruane A C, Semenov M A, Shcherbak I, Stockle C, Stratonovitch P, Streck T, Supit I, Tao F L, Thorburn P, Waha K, Wallach D, Wang Z M, Wolf J, Zhu Y, Asseng S. 2017. The uncertainty of crop yield projections is reduced by improved temperature response functions. *Nat Plants*, 3: 17102
- Wang J, Wang E L, Feng L P, Yin H, Yu W D. 2013. Phenological trends of winter wheat in response to varietal and temperature changes in the North China Plain. *Field Crops Res*, 144: 135–144
- Wang N, Wang E L, Wang J, Zhang J P, Zheng B Y, Huang Y, Tan M X. 2018. Modelling maize phenology, biomass growth and yield under contrasting temperature conditions. *Agric For Meteorol*, 250–251: 319–329
- Wang N, Wang J, Wang E L, Yu Q, Shi Y, He D. 2015. Increased uncertainty in simulated maize phenology with more frequent supra-optimal temperature under climate warming. *Eur J Agron*, 71: 19–33
- Xiao D P, Tao F L, Liu Y J, Shi W J, Wang M, Liu F S, Zhang S, Zhu Z. 2013. Observed changes in winter wheat phenology in the North China Plain for 1981–2009. *Int J Biometeorol*, 57: 275–285
- Xiao D P, Tao F L, Shen Y J, Qi Y Q. 2016. Combined impact of climate change, cultivar shift, and sowing date on spring wheat phenology in Northern China. *J Meteorol Res*, 30: 820–831
- Xiong W, Conway D, Holman I, Lin E. 2008a. Evaluation of CERES-Wheat simulation of wheat production in China. *Agron J*, 100: 1720–1728
- Xiong W, Holman I, Conway D, Lin E, Li Y. 2008b. A crop model cross calibration for use in regional climate impacts studies. *Ecol Model*, 213: 365–380
- Yu Y Q, Huang Y, Zhang W. 2012. Changes in rice yields in China since 1980 associated with cultivar improvement, climate and crop management. *Field Crops Res*, 136: 65–75
- Yuan W P, Xu B, Chen Z Q, Xia J Z, Xu W F, Chen Y, Wu X X, Fu Y. 2015. Validation of China-wide interpolated daily climate variables from 1960 to 2011. *Theor Appl Climatol*, 119: 689–700
- Yue T X. 2011. *Surface Modelling: High Accuracy and High Speed Methods*. New York: CRC Press
- Yue T X, Liu Y, Zhao M W, Du Z P, Zhao N. 2016. A fundamental theorem of Earth’s surface modelling. *Environ Earth Sci*, 75: 751
- Yue T X, Zhao N, Yang H, Song Y J, Du Z P, Fan Z M, Song D J. 2013. A multi-grid method of high accuracy surface modeling and its validation. *Trans GIS*, 17: 943–952
- Zhang S, Tao F L. 2019. Improving rice development and phenology prediction across contrasting climate zones of China. *Agric For Meteorol*, 268: 224–233
- Zhao H, Dai T B, Jing Q, Jiang D, Cao W X. 2007. Leaf senescence and grain filling affected by post-anthesis high temperatures in two different wheat cultivars. *Plant Growth Regul*, 51: 149–158

(责任编辑: 岳天祥)