中国生态农业学报(中英文) 2022 年 9 月 第 30 卷 第 9 期
Chinese Journal of Eco-Agriculture, Sep. 2022, 30(9): 1477−1489

**DOI: 10.12357/cjea.20220186**

康晓凤, 邬定荣, 田琪, 谭姣姣, 马玉平, 于强. 玉米发育期模式在我国主要产区的适用性比较研究[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2022, 30(9): 1477−1489
KANG X F, WU D R, TIAN Q, TAN J J, MA Y P, YU Q. Comparison of the applicability of phenological models in major maize production areas in China[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2022, 30(9): 1477−1489

# 玉米发育期模式在我国主要产区的适用性比较研究*

康晓凤[1], 邬定荣[2**], 田 琪[1], 谭姣姣[3,4], 马玉平[2], 于 强[1,4**]

(1. 西北农林科技大学资源环境学院 杨凌 712100; 2. 中国气象科学研究院 北京 100081; 3. 中国科学院大学 北京 100049; 4. 西北农林大学水土保持研究所黄土高原土壤侵蚀与旱地农业国家重点实验室 杨凌 712100)

**摘 要:** 发育模式是预测作物发育对气候变化响应的主要工具。模式在变暖环境下的适用性对作物产量评估有重要影响。本研究比较了机器学习算法 (多层感知器神经网络, MLP) 以及 3 个机理发育模式 [MAIS (maize simulation)、Beta 和耦合响应与适应机制的模式 (RAM)] 在变暖环境下的适用性。选择东北春玉米和华北夏玉米具有 20 年以上物候观测的站点, 使用发育期资料及同期的逐日气象数据, 按生长季均温异常度, 将观测年份划分为冷、暖年。冷年数据用于率定模式参数, 暖年数据用于验证变暖环境下模式的表现。根据冷暖年表现的差异评价模式在变暖情景下的适用性。评价指标包括归一化均方根误差 (NRMSE)、平均偏差 (MBE) 和模拟误差随发育阶段均温的趋势。结果表明: 在冷年校正时, MLP 的模拟精度明显高于机理发育模式, 机理发育模式中 RAM 表现最优, 其次是 Beta 和 MAIS。MAIS 和 Beta 模拟值略早于观测值, 而 RAM 和 MLP 普遍迟于观测值。机理发育模式的误差随发育阶段均温有显著趋势的站点比例明显低于 MLP, 3 个机理发育模式中, Beta 有显著趋势的站点比例最小, 其次是 RAM 和 MAIS。在变暖情景下进行验证, Beta 模拟精度表现最好, 其次是 MLP 和 RAM, MAIS 表现较差。3 个机理发育模式模拟值早于观测值, 而 MLP 迟于观测值。除 MLP 以外的模式模拟误差随发育阶段均温有显著趋势的站点比例较冷年均增大。4 个模式中 Beta 有显著趋势的站点比例最小, 其次是 MLP、MAIS 和 RAM。整体来看, 没有一个模式在校正和验证阶段均全面占优, MLP 虽然冷年校正时最优, 但暖年表现较差, 而机理发育模式虽然冷年校正时不是最优, 但暖年验证时表现较好。本研究认为, 不同模式有不同的适用场景, 关注准确反演历史气候变化对发育期影响时, 建议采用 MLP, 而关注准确预测未来气候变化对发育期影响时, 应以机理发育模式为主。

**关键词:** 发育期; 机理发育模式; 机器学习; 气候变暖; 玉米
**中图分类号:** P49 **开放科学码(资源服务)标识码(OSID):**

# Comparison of the applicability of phenological models in major maize production areas in China*

KANG Xiaofeng[1], WU Dingrong[2**], TIAN Qi[1], TAN Jiaojiao[3,4], MA Yuping[2], YU Qiang[1,4**]

(1. College of Natural Resources and Environment, Northwest A&F University, Yangling 712100, China; 2. Chinese Academy of Meteorological Sciences, Beijing 100081, China; 3. University of Chinese Academy of Sciences, Beijing 100049, China; 4. State Key Laboratory of Soil Erosion and Dryland Farming on the Loess Plateau, Institute of Soil and Water Conservation, Northwest A&F University, Yangling 712100, China)

* 中国气象科学研究院基本科研业务费 (2020Z005) 和国家自然科学基金项目 (41961124006, 41730645) 资助
** 通信作者: 邬定荣, 主要从事作物模型模拟研究, E-mail: wudr@cma.gov.cn; 于强, 主要从事气候变化与农业生态研究, E-mail: yuq@nwsuaf.edu.cn
康晓凤, 主要从事作物物候模拟方面的研究。E-mail: kangxiaofeng@nwafu.edu.cn
收稿日期: 2022-03-13 接受日期: 2022-03-30

* This study was supported by the Project of Basic Scientific Research and Operating Expenses of the Chinese Academy of Meteorological Sciences (2020Z005) and the National Natural Science Foundation of China (41961124006, 41730645).
** Corresponding authors: WU Dingrong, E-mail: wudr@cma.gov.cn; YU Qiang, E-mail: yuq@nwsuaf.edu.cn
Received Mar. 13, 2022; accepted Mar. 30, 2022

**Abstract:** Crop growth simulation models are the primary instrument used for predicting crop developmental responses to climate change. The understanding of the applicability of phenological models is critical for measuring how climate change affects crop yields, particularly under warm climate conditions. Machine learning algorithm (MLP), maize simulation model (MAIS), response and adaption model (RAM), and Beta model (Beta) in warm climate were compared in this study. Based on phenological observation data of over 20 years for spring maize in Northeast China and summer maize in North China from agricultural meteorological station records and daily weather data, we separated the data into two categories: cold and warm years. Data were obtained by calculating the abnormality based on the mean temperature during the maize growing season. Cold years data were used to calibrate the models, and warm years data were used to validate them and subsequently evaluate their performance. The normalized root mean square error (NRMSE), mean bias error (MBE), and systematic bias of the simulation error against the average temperature of the growth period were used to evaluate the deviation between the simulated and observed maize phenology of the four models. The results showed that MLP performed much better than the three mechanistic phenology models during cold years. RAM outperformed the other mechanistic phenology models, followed by Beta and MAIS models. Our results indicated that the dates of MAIS and Beta were earlier than the observations, whereas the simulations of RAM and MLP were later than the observations. The proportion of sites with a significant trend of simulation error against the average temperature of the growth period for the RAM, MAIS, and Beta models was lower than that for MLP. Compared to that for MAIS and RAM, the proportion of sites with a significant trend for Beta was the smallest. In warm years, Beta performed better than the other models, followed by MLP, RAM, and MAIS. The simulations of the three mechanistic phenology models were earlier than the observations, but the simulations of MLP were later than the observations. Beta showed the smallest proportion of sites with a significant trend, followed by MLP, MAIS, and RAM. Overall, the models did not benefit from both calibration and validation. MLP performed well during calibration in cold years, but poorly in warm years. The overall performance of the mechanistic phenology models was worse than that of MLP in cold years, but they performed better in warm years. Different models are appropriate in various contexts. The MLP can be recommended to precisely reverse the impact of historical climate change on growth period. However, mechanistic models should be used to precisely predict the impact of future climate change on growth period.

**Keywords:** Phenology; Mechanistic phenology model; Machine learning; Climate warming; Maize

IPCC 第六次评估报告指出全球气候变暖仍将持续[1], 中国自 1980 年起变暖趋势也很明显[2]。在变暖趋势为主的气候变化背景下, 准确预测未来作物的产量是制定气候变化适应战略的必要前提。而作物发育期预测是准确预测作物产量的基础。在过去数十年里, 科学家们发展了多种不同类型的发育模式。利用观测值校正后, 各模式普遍能获得较好的模拟效果, 但由于机理的不同, 应用在变暖环境时, 不同模式的模拟能力可能会出现较大差异。而变暖环境下模拟发育期的差异对预测产量有较大影响, 因此评估变暖环境下发育模式表现的差异, 对于准确预测气候变化环境下的作物产量具有重要意义。

现有发育模式大多基于积温理论构建, 该理论假设作物完成发育阶段所需要的积温/光热时是常数, 考虑的机理主要包括温度响应[3-4]、光周期[5-6]、春化[7] 和水肥状况影响[8-11] 等。模式间的差异主要体现在描述这些机理采用的具体方法。近年来, 发展了一些基于非常数积温假设的模式。例如 Wu 等[12-13] 假设发育速率与温度呈线性关系, 以发育阶段始期日序为表征适应环境因子, 建立了耦合响应与适应机制的发育模式。该模式具有参数少、参数化过程简单和精度高等特点。此外, 随着信息技术的不断发展, 有关机器学习算法用于模拟发育期的报道越来越多。研究发现, 由于机器学习算法通过建立环境因素与作物发育及产量的深度关系, 在利用历史数据对不同模式进行训练时, 能较好地预测发育期和产量[14]。已有研究表明机器学习算法应用在发育期模拟[15-17]、作物发育生长及产量研究[17-18] 等方面时, 表现较为突出[19]。

发育模式的重要应用场景之一是预测发育期对变暖环境的响应。但目前对变暖环境下不同类型发育模式的表现还缺乏综合比较。虽有报道指出机器学习算法在校正阶段表现突出, 但应用到变暖环境下时, 变暖环境的气候条件很可能没被包括在训练集中, 这给机器学习算法的表现带来一定的不确定性。而机理发育模式虽然有机理性较强的优势, 但参数化阶段涉及的非线性过程普遍弱于机器学习模式, 因此哪种模式更适合变暖环境目前还不确定。

本研究以东北春玉米 (*Zea mays*) 和华北夏玉米为研究对象, 选择 3 个代表性的机理发育模式和 1 个机器学习模式, 将观测年份划分为冷、暖年, 冷年的发育资料用于校正, 暖年资料用于验证, 根据模式在冷暖年表现的差异评价模式在气候变暖情景下的适用性, 以期为气候变化下的发育期模式的选择及模

式改进提供科学依据。

## 1　材料与方法

### 1.1　研究区域概况

以我国东北和华北为研究区域 (图 1), 以春玉米和夏玉米为研究对象。东北属于寒温带、中温带湿润(半湿润) 气候, 种植制度是一年一熟制。春玉米一般在 4 月下旬种植, 7 月中下旬开花, 9 月初成熟, 主要是雨养, 个别年份可能会遭遇较严重的干旱。华北属暖温带季风气候, 种植制度是一年两熟或两年三熟制, 夏玉米生长期间雨热同期, 通常不需要灌溉, 一般在 6 月上中旬播种, 8 月上旬开花, 9 月底至 10 月成熟。

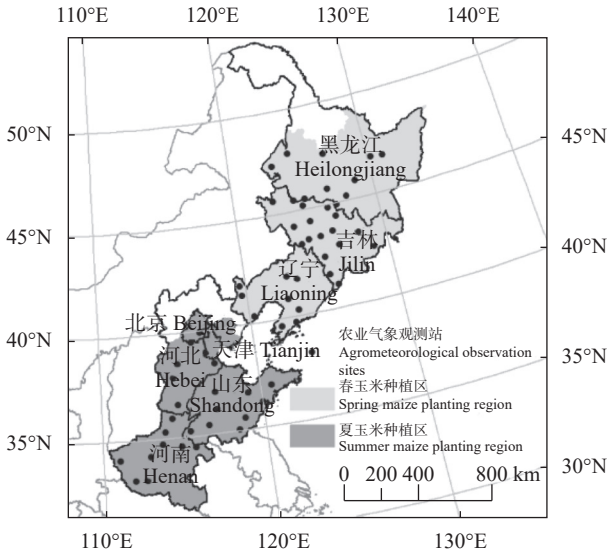


**图 1　研究区域和农业气象站点的分布**

Fig. 1　Study area and location of agrometeorological observation sites

### 1.2　物候资料

东北春玉米和华北夏玉米物候资料来自国家气象信息中心。资料时段为各站建站起至 2020 年。从中选择具有 20 年及以上发育期观测的站点, 共包括 36 个春玉米站和 25 个夏玉米站 (图 1), 站点平均观测年数分别为 29 年和 28 年。收集每年出苗、开花和成熟等 3 个发育期的日期。根据常用的发育阶段划分方法, 将出苗—开花归为营养生长阶段 (vegetative growth period, VGP), 开花—成熟归为生殖生长阶段 (reproductive growth period, RGP)。

### 1.3　气象数据

气象数据来自国家气象信息中心, 选取与农业气象观测站对应的国家级地面气象观测站的逐日气象数据, 包括平均气温、最高气温、最低气温、日照时数和降水量等。数据时间与物候资料相同。缺失的气象数据使用 Python 编程进行修订。缺测序列小于 5 d 时缺测值采用线性插值法计算, 缺测序列大于或者等于 5 d 时采用同一日的多年平均值代替。假设某站 1980 年 7 月 14—20 日, 连续 7 日缺测平均气温数据, 而 1981—2020 年这 7 日均有观测数据, 则用 1981—2020 年的同日平均值代替缺测的 7 日数据。各站资料的开始时间各异, 各日缺测年数也不尽相同, 计算多年平均值的年数因站点而异。本文采取的数据插补方法是气象数据常规处理方法[20]。此外, 气象数据的缺失量非常小, 总体上不会对研究结果产生较大影响。

### 1.4　研究方法

#### 1.4.1　发育模式简介

选择 3 个机理发育模式和 1 个机器学习模式进行比较。3 个机理发育模式是前人研究表明具有较高精度的模式, 分别为 MAIS (maize simulation)、Beta 和 RAM (response and adaption model)[13,21-22]。机器学习算法选择多层感知器 (multi-layer perceptron, MLP)。

在机理发育模式中, MAIS 既不考虑光周期现象, 也不考虑三基点温度, 而是使用日平均气温的二次和三次函数计算积温的逐日增量[3,21]。Beta 模式不仅考虑了光周期和三基点温度, 还用非线性关系描述温度和发育速率的关系[23]。RAM 模式由 Wu 等[12] 开发, 该模式假设发育速率与温度呈线性关系, 且线性倾向率与发育阶段始期的日序线性相关。由于每年的发育阶段始期和温度都不尽相同, 因此 RAM 认为完成发育阶段所需的积温不是常数。

机器学习模式是一种基于统计关系建立的模式, 在对输入数据进行复杂训练后, 可以进行准确预测。不同的训练算法有不同的特点, 适用于不同的应用方向。由于预测发育期通常需要将作物发育依据时间序列展开[15,24], 因而常采用神经网络算法[19,25]。有研究表明神经网络模式比基于气候适宜度的发育模式具有更高的精度[14]。因此, 本研究选择多层感知器神经网络作为代表性的机器学习模式。4 个发育模式介绍如下:

参考已有的研究[21], 采用通用的框架介绍发育模式。玉米发育到某一阶段的进展采用玉米发育指数 (DVI)[6] 表示。将出苗的 DVI 定义为 1, 开花定义为 2, 成熟定义为 3。

1) MAIS 模式

MAIS 模式中生长发育主要通过日平均温度的二次和三次函数计算累积热量单位的日增量 (GTI) 实现。公式如下:

$$DVR=\begin{cases}\dfrac{GTI}{GTI_{_VGP}} & 1<DVI\leqslant 2\\ \dfrac{GTI}{GTI_{_RGP}} & 2<DVI\leqslant 3\end{cases} \tag{1}$$

$$GTI=\begin{cases}0.043\ 177\times T_{mean}^{2}-0.000\ 894\times T_{mean}^{3} & 1<DVI\leqslant 2\\ 5.358\ 1+0.011\ 178\times T_{mean}^{2} & 2<DVI\leqslant 3\end{cases} \tag{2}$$

$$T_{mean}=\frac{T_{max}+T_{min}}{2} \tag{3}$$

式中: DVR 为日发育速率, $GTI_{_VGP}$, $GTI_{_RGP}$ 分别是 VGP 和 RGP 的热时 (℃·d), $T_{mean}$ 是日平均温度 (℃), $T_{max}$和$T_{min}$分别是日最高和最低气温 (℃)。

2) Beta 模式

Beta 公式如下[6,23,26]:

$$DVR=\begin{cases}e^{-K}\times\left(\dfrac{T_{aver}-T_b}{T_o-T_b}\right)^{P}\times\left(\dfrac{T_m-T_{aver}}{T_m-T_o}\right)^{Q}\times e^{-G(D-D_o)} & 1<DVI\leqslant 2\\ e^{-K}\times\left(\dfrac{T_{aver}-T_b}{T_o-T_b}\right)^{P}\times\left(\dfrac{T_m-T_{aver}}{T_m-T_o}\right)^{Q} & 2<DVI\leqslant 3\end{cases} \tag{4}$$

$$Q=\frac{T_m-T_o}{T_o-T_b}\times P \tag{5}$$

式中: $T_{aver}$ 为日平均气温 (℃), $T_b$ 为该发育阶段下限温度 (℃), $T_o$ 为该发育阶段适宜温度 (℃), $T_m$ 为该发育阶段上限温度 (℃), $K$ 为基本发育系数, $P$ 为增温促进系数, $Q$ 为高温抑制系数, $G$ 为感光性系数, $D$ 为天文日长 (h), $D_0$为发育阶段临界日长 (h)。Beta 模式中的 $T_{aver}$ 和 MAIS 中的 $T_{mean}$ 不完全相同。前者是气象数据中的日平均气温, 后面是依据日最高和最低气温计算到的日平均温度。Beta 模式参数较多, 为便于参数化, 参照前人研究, 本研究将 $T_b$、$T_o$ 和 $T_m$ 分别取 8 ℃、34 ℃ 和 44 ℃[27], $D_0$ 取 12.5 h[21]。

3) RAM 模式

RAM 模式是一种耦合响应与适应机制的模式, 计算公式如下[12-13]:

$$DVR=\begin{cases}\alpha_v+\beta_v\times T_{aver}+\gamma_v\times DOY_v\times T_{aver} & 1<DVI\leqslant 2\\ \alpha_r+\beta_r\times T_{aver}+\gamma_r\times DOY_r\times T_{aver} & 2<DVI\leqslant 3\end{cases} \tag{6}$$

式中: DVR 为发育阶段始期后的逐日发育速率, $\alpha_v$、$\beta_v$和$\gamma_v$是从出苗到开花阶段的系数, $\alpha_r$、$\beta_r$和$\gamma_r$是开花到成熟阶段的系数, $DOY_v$和$DOY_r$分别是一年中的出苗和开花日期的日序。

4) 多层感知器神经网络模式

多层感知器神经网络是一种监督式学习算法, 可对线性函数或者复杂的非线性函数进行学习, 通常由输入层、隐藏层和输出层 3 部分组成。算法基于一种多层前馈网络结构, 模拟时先输入学习样本, 样本在 MLP 网络中逐层前馈 (从输入层到隐藏层到输出层), 逐层计算出结果。本研究使用反向传播算法对网络的权重和偏差进行反复调整训练, 使输出的向量与期望向量尽可能地接近。本文使用 Python 3.7 版本 sklearn.neural_network 包中的 MLPRegressor 函数, 神经网络的激活函数使用整流线性单元 (ReLU), 梯度下降采用 Adam 算法进行优化。

选择 5 个特征因素作为 MLP 神经网络的输入数据: 日平均气温、日照时数、降水量、日长和高温度日 (heat degree days, HDD)。高温度日依文献计算[28-29]。东北春玉米和华北夏玉米在 VGP 和 RGP 阶段的最高温度均为 35 ℃[30-32]。由于同一站点同一生长阶段的天数在不同年份存在差异, 本研究按照各年最大时间长度输入逐日数据。VGP 阶段的最大时间长度为最早出苗期到最晚开花期, RGP 阶段为最早开花期到最晚成熟期, 以确保神经网络能够获得相同长度的输入序列的同时将玉米不同发育阶段经历的气候条件尽可能包括在内。

### 1.4.2 模式参数化方法

根据气候要素异常度 ($C$) 将发育期资料分为冷年数据和暖年数据, 冷年数据用于校正模式参数, 暖年数据用于验证模式在气候变暖背景下的模拟能力。参考中华人民共和国国家标准《农业气候影响评价: 农作物气候年型划分方法》(GB/T 21986—2008), 气候要素异常度计算公式如下[33]:

$$C=(Y-Y_P)/s \tag{7}$$

式中: $Y$为逐年玉米生长季平均温度 (℃), $Y_P$为研究时段内玉米生长季平均气温的多年平均值, $s$ 为标准差。

根据玉米生长季平均气温的异常度划分等级, 为了在校正和验证时有尽可能多的数据, 同时使冷暖年记录数尽可能一致, 参考文献 [32] 的划分标准, 将 $C$>0 定义为暖年 (正常年+高温年), $C$<0 定义为冷年 (正常年+低温年)。区分后, 春玉米冷暖年生长季平均温度分别为 18.91 ℃ 和 19.95 ℃, 暖年生长季均温较冷年高 1.04 ℃; 夏玉米冷暖年生长季平均温度分别为 23.21 ℃ 和 24.32 ℃, 暖年生长季均温较冷年高 1.11 ℃。为便于比较, 春玉米生长季统一定义为 5 月 1 日—9 月 30 日[34], 夏玉米为 6 月 10 日—10 月 10 日[32]。

MAIS 模式和 Beta 模式以均方根误差 (RMSE) 最小化为原则, 在站点尺度用“穷举法”对不同模式的参数进行全局寻优[35]。对于 VGP 阶段, 从出苗期开始, 模拟开花期。对于 RGP 阶段, 则从开花期开始,

模拟成熟期。各参数的寻优空间略大于公开报道的值, 以在确保得到最优参数的同时减少计算量。RAM 模式的参数可根据观测值直接求出。除 RAM 模式外, 其他模式优化的参数、取值范围和步长如表 1 所示。MLP 采用网格搜索算法进行超参数寻优, 使用每组超参数训练模式并挑选验证集误差最小的超参数组合。研究采用 Python 3.7 版本 Grid SearchCV 函数调整超参数, 包括隐含层的节点数、最大迭代次数、随机种子, 通过五折交叉验证获得最佳超参数组合。

**表 1　发育模式参数/超参数取值范围**

Table 1　Parameter / hyperparameter value range of phenological models

| 模式 Model | 阶段 Period | 参数/超参数名称 Parameter / hyperparameter | 取值范围 Range of value | 步长 Loop step |
|---|---|---|---|---|
| MAIS | VGP, RGP | 热时 Thermal time (GTI) | 300~1000 | 10 |
| Beta | VGP, RGP | 基本发育系数 Basic duration coefficient (*K*) | 3~5 | 0.25 |
| | | 增温促进系数 Thermal sensitivity coefficient (*P*) | 0.01~3 | 0.1 |
| | VGP | 感光性系数 Photoperiod sensitivity coefficient (*G*) | 0~0.5 | 0.02 |
| MLP | VGP, RGP | 隐藏层大小 Hidden layer size (hidden_layer_sizes) | 25~125 | 25 |
| | | 最大迭代次数 Maximum iteration (max_iter) | 300~1500 | 50 |
| | | 随机种子 Random seed (random_state) | 0~9 | 1 |

VGP: 营养生长阶段; RGP: 生殖生长阶段。VGP: vegetative growth period; RGP: reproductive growth period.

#### 1.4.3　统计分析

采用归一化均方根误差 (NRMSE)、平均偏差 (MBE) 和系统偏差等指标评价模式表现。NRMSE 是均方根误差与实际观测数据平均值之比, 主要体现模拟值与观测值的差异程度, 值越小模拟越好。MBE 是模拟偏差的平均[36-37], 主要用于估计模式偏差的方向, 正偏差表示模拟值高于实测值, 负偏差表示低于实测值。发育模式经常用于预测未来气候变化背景下发育期的变化, 模拟误差的系统偏差可指示变暖环境下模拟的偏差程度, 因此本文还比较了模拟误差随发育阶段平均温度的趋势, 以此作为模式的系统偏差[12-13]。各指标的计算公式如下:

$$\mathrm{NRMSE}=\frac{\sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{n}(P_i-O_i)^2}{n}}}{\overline{O'}}\times 100\% \tag{8}$$

$$\mathrm{MBE}=\frac{\sum_{i=1}^{n}(P_i-O_i)}{n} \tag{9}$$

$$\hat{b}=\frac{\sum_{i=1}^{n}\left(T'_i-\overline{T'}\right)\left(s'_i-\overline{s'}\right)}{\sum_{i=1}^{n}\left(T'_i-\overline{T'}\right)^2} \tag{10}$$

式中: $P_i$ 为模拟值, $O_i$ 为观测值, $n$ 为站点观测年数, $\overline{O'}$ 为发育阶段天数的平均值。$T'_i$为模式模拟的发育阶段的平均温度, $\overline{T'}$为模式模拟的发育阶段的平均温度的平均值, $s'_i$为模拟误差, $\overline{s'}$为模拟误差的平均值, $\hat{b}$为回归系数, 即系统偏差。

## 2　结果与分析

### 2.1　不同模式在冷年调参模拟的结果

#### 2.1.1　归一化均方根误差

在春玉米的 VGP 阶段, NRMSE 最小的模式是 MLP (3.5%), 其次是 RAM (4.5%) 和 Beta (4.8%), MAIS 最大 (5.3%) (图 2a)。在 RGP 阶段, NRMSE 最小的仍是 MLP (4.6%), 其次是 RAM (8.6%) 和 Beta (10.1%), 最大的是 MAIS (10.4%) (图 2b)。

夏玉米的结果与春玉米类似, VGP 阶段也是 MLP 最优 (4.5%), 其次是 RAM (4.7%) 和 Beta (4.8%), NRMSE 最大的模式是 MAIS (5.7%) (图 2c)。RGP 阶段是 MLP 模式最优 (8.3%), 其次是 RAM (8.9%) 和 Beta (9.1%) , 最大的是 MAIS (9.8%) (图 2d)。

各模式在 RGP 阶段的模拟误差普遍高于 VGP 阶段。平均而言, 模式在冷年调参后的模拟表现中, 最优的模式是 MLP (5.2%), 其次是 RAM (6.7%)、Beta (7.2%) 和 MAIS (7.8%)。

#### 2.1.2　平均偏差

在春玉米 VGP 阶段, 各模式均很好地模拟了开花期。Beta 和 MAIS 模拟开花期与观测值接近, MBE 分别为 0.0 d 和 0.1 d。RAM 和 MLP 模拟开花期略晚于观测值, MBE 分别为 0.4 d 和 0.7 d (图 3a)。各模式在 RGP 阶段的表现普遍次于 VGP 阶段。MAIS、Beta、RAM 和 MLP 的 MBE 分别为−0.2 d、−0.9 d、0.4 d 和 0.6 d (图 3b)。

与春玉米类似, 各模式在夏玉米 VGP 阶段也表现较好。Beta 和 MAIS 模拟日期与观测值接近, MBE 分别为 0.0 d 和−0.1 d, RAM 和 MLP 模拟开花

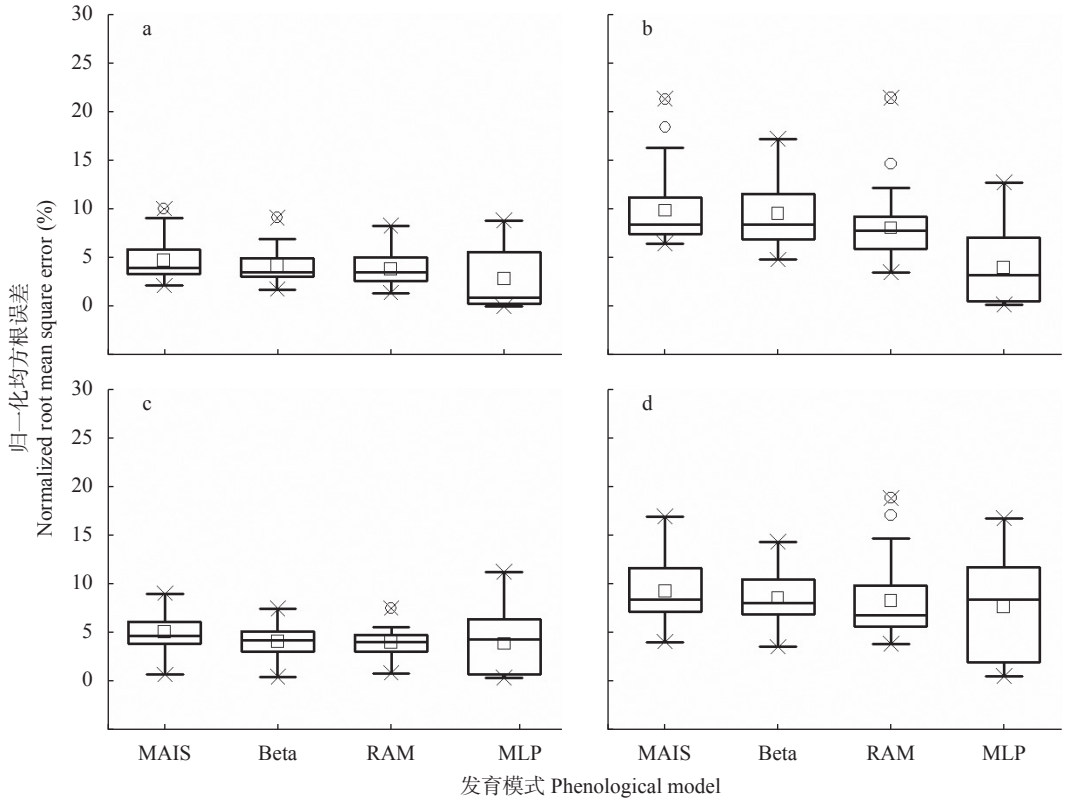


**图 2 不同发育模式冷年模拟发育期的归一化均方根误差 (a: 春玉米营养生长阶段; b: 春玉米生殖生长阶段; c: 夏玉米营养生长阶段; d: 夏玉米生殖生长阶段)**

Fig. 2 Normalized root mean square error of simulated maize growth period of different phenological models in cold years. a: vegetative growth period (VGP) of spring maize; b: reproductive growth period (RGP) of spring maize; c: VGP of summer maize; d: RGP of summer maize.

箱体实线从上至下分别为上边缘、上四分位数、中位数、下四分位数、下边缘, 方框中的空心方块是平均值。空心圆表示异常值, 下、上边缘的“×”分别是第 1 个和第 99 个百分位数。From top to bottom, solid lines in boxplots represent the maximum, the 1st quantile, the median, the 3rd quantile and the minimum, and open square in the box is the mean. The open circles represent the outliers, “×” symbols below and above the whiskers are the 1st and 99th percentiles, respectively.

期晚于观测值, MBE 分别为 0.4 d 和 0.6 d (图 3c)。在 RGP 阶段, Beta 和 MAIS 模拟成熟期接近观测值, MBE 分别为 0.0 d 和−0.1 d, RAM 和 MLP 模拟成熟期均晚于观测值, MBE 分别为 0.3 d 和 0.7 d (图 3d)。

平均而言, MAIS 和 Beta 模拟趋于提前, MBE 分别为−0.1 d 和−0.2 d, RAM 和 MLP 模拟趋于推迟, 其值分别为 0.4 d 和 0.7 d。

### 2.1.3 系统偏差

在春玉米 VGP 阶段, Beta 和 RAM 模式所有站点系统偏差均不显著 (图 4a), MAIS 模式有显著系统偏差的站点比例为 11.1%, 系统偏差最大的是 MLP 模式 (36.1%) (图 4a)。RGP 阶段则几乎相反, MLP 模式系统偏差最小 (22.2%), 其次是 Beta (25.0%) 和 RAM (33.3%), 系统偏差最大的是 MAIS 模式 (58.3%) (图 4b)。

夏玉米 VGP 阶段的结果与春玉米类似, Beta 和 RAM 模式所有站点模拟误差随发育阶段均温的趋势均不显著 (图 4c), 其次是 MAIS 模式, 有显著趋势的站点比例为 8.0%, 系统偏差最大的为 MLP 模式, 有显著趋势的站点比例为 24.0% (图 4c)。夏玉米 RGP 阶段, Beta 模式的系统偏差最低, 有显著趋势的站点比例为 4.0%, 其次是 RAM 模式 (8.0%) 和 MAIS 模式 (20.0%); 系统偏差最大的是 MLP 模式, 有显著趋势的站点比例为 44.0% (图 4d)。

在冷年模拟时, 机理发育模式 RGP 阶段的系统偏差高于 VGP 阶段的系统偏差, 但 MLP 系统偏差表现较稳定。平均而言, 系统偏差最小的模式是 Beta (7.3%), 其次是 RAM (10.3%) 和 MAIS (24.4%), 系统偏差最大的是 MLP (31.6%)。

## 2.2 不同模式在暖年的模拟能力

### 2.2.1 归一化均方根误差

和冷年的模拟结果不同, 在春玉米的 VGP 阶段, 表现最好的模式是 MAIS (6.8%), 其次是 Beta 和 RAM (均值均为 7.4%), NRMSE 最大的模式是 MLP

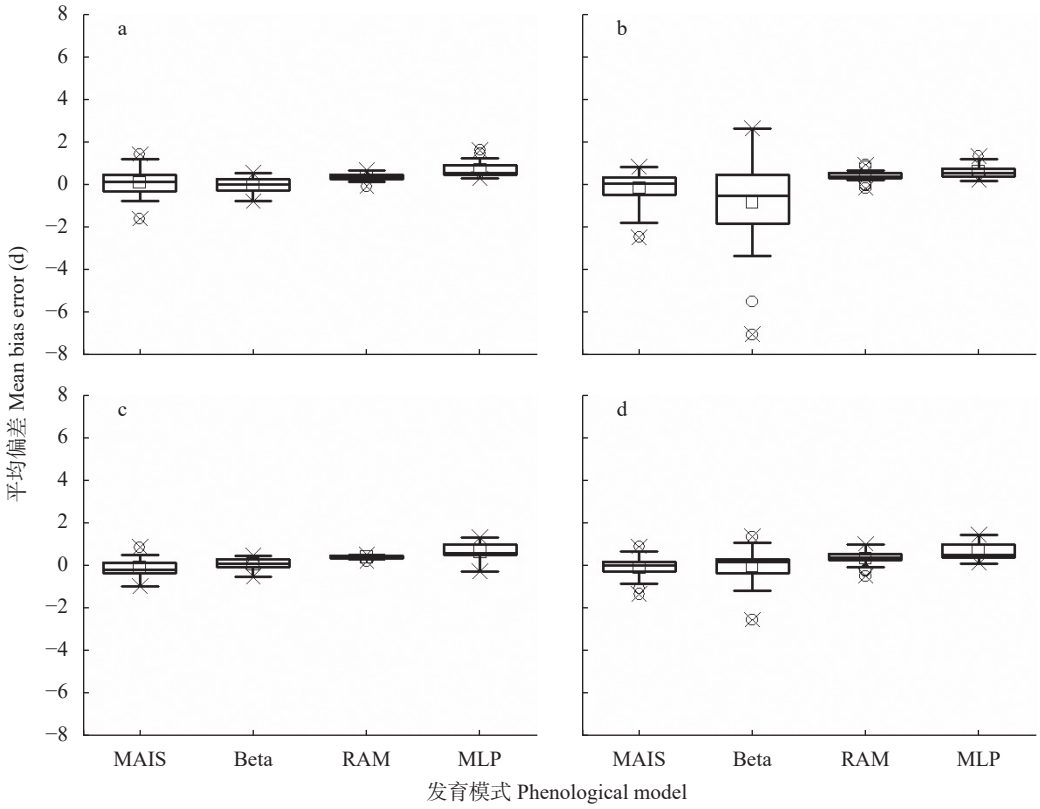


**图 3　不同发育模式冷年模拟发育期的平均偏差 (a: 春玉米营养生长阶段; b: 春玉米生殖生长阶段; c: 夏玉米营养生长阶段; d: 夏玉米生殖生长阶段)**

Fig. 3　Mean bias error of simulated growth period of different phenological models in cold years. a: vegetative growth period (VGP) of spring maize; b: reproductive growth period (RGP) of spring maize; c: VGP of summer maize; d: RGP of summer maize.

箱体实线从上至下分别为上边缘、上四分位数、中位数、下四分位数、下边缘, 方框中的空心方块是平均值。空心圆表示异常值, 下、上边缘的“×”分别是第 1 个和第 99 个百分位数。From top to bottom, solid lines in boxplots represent the maximum, the 1st quantile, the median, the 3rd quantile and the minimum, and open square in the box is the mean. The open circles represent the outliers, “×” symbols below and above the whiskers are the 1st and 99th percentiles, respectively.

(8.9%) (图 5a)。在 RGP 阶段, NRMSE 最小的是 MLP (10.0%), 其次是 RAM (11.7%) 和 Beta (12.2%), NRMSE 最大的是 MAIS (14.8%) (图 5b)。

夏玉米的结果与春玉米相似, VGP 阶段是 Beta 最优 (7.1%), 其次是 RAM (7.3%) 和 MAIS (7.5%), NRMSE 最大的模式是 MLP (10.7%) (图 5c)。RGP 阶段差异较大, Beta 模式最优 (14.0%), 其次是 MLP (14.1%) 和 MAIS (16.5%), 最大的是 RAM (17.2%) (图 5d)。

在暖年的模拟精度明显低于冷年, 不同发育阶段的模拟结果也存在差异。4 个发育模式 RGP 阶段的模拟误差普遍高于 VGP 阶段。平均而言, 最优的模式是 Beta (10.2%), MLP 虽然在 RGP 表现最好, 但受 VGP 阶段表现的影响, 综合表现 (10.9%) 次于 Beta, RAM综合表现与MLP相同, MAIS表现稍差, 为 11.4%。

### 2.2.2　平均偏差

在春玉米 VGP 阶段, MAIS 和 Beta 模拟开花期均呈提前趋势, 平均偏差值相同, 均为−1.7 d; RAM 和 MLP 模拟开花期均呈延迟趋势, 平均偏差分别为 2.1 d 和 2.4 d (图 6a)。RGP 阶段各模式模拟成熟期较观测值普遍提前: MAIS、Beta、RAM 和 MLP 的平均偏差分别为−5.7 d、−4.0 d、−2.8 d 和−1.7 d (图 6b)。MAIS 模式平均偏差最大, MLP 模式平均偏差最小。

在夏玉米 VGP 阶段, MAIS 和 RAM 模拟开花期与观测值接近, 平均偏差值相近 (图 6c), Beta 和 MLP 的平均偏差分别为−0.1 d 和 2.6 d (图 6c)。RGP 阶段各模式模拟成熟期普遍较观测值呈提前的趋势: MLP 的表现好于 3 个机理发育模式, MBE 为−1.2 d; 机理发育模式中, 表现最好的是 Beta, 平均偏差值为−2.7 d, 其次是 RAM 模式, 平均偏差值为−3.8 d, MAIS 模式平均偏差最大, 平均偏差为−4.3 d (图 6d)。

平均而言, 机理发育模式模拟趋于提前, MAIS、Beta 和 RAM 的平均偏差值分别为−2.9 d、−2.1 d 和−1.1 d; MLP 趋于延迟, 均值为 0.5 d。

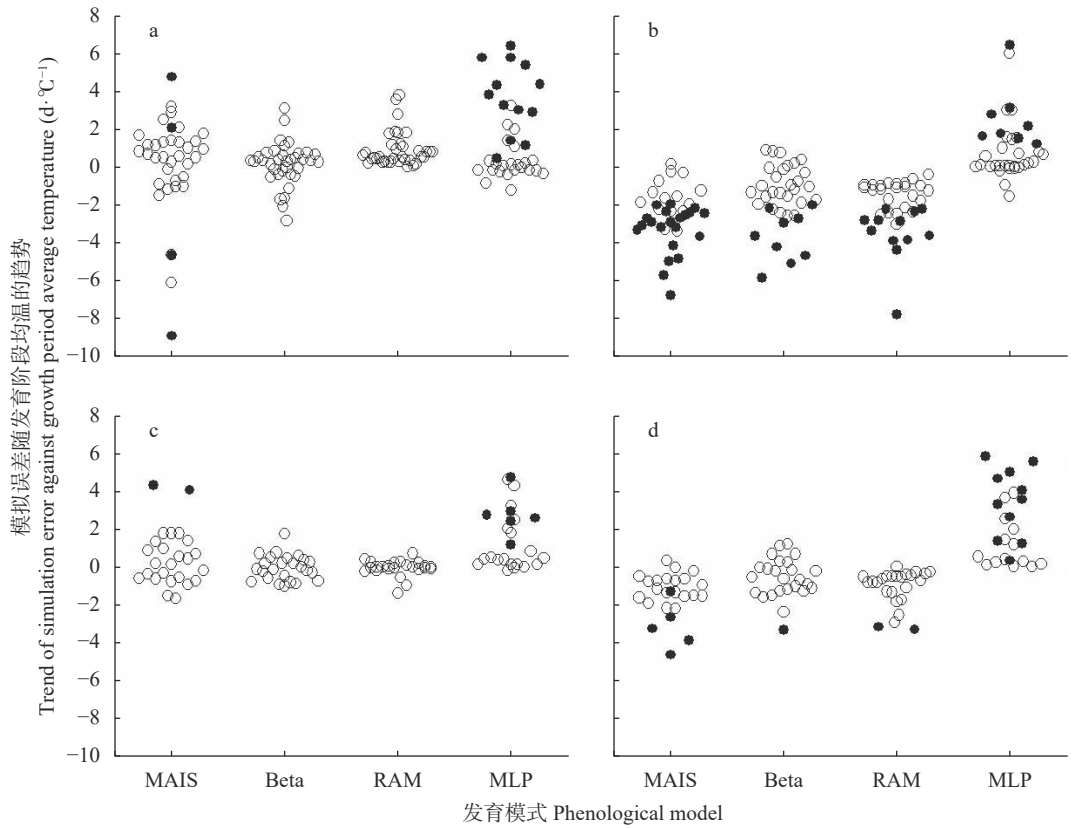


**图 4 不同发育模式在冷年模拟时的模拟误差随发育阶段均温的趋势 [a: 春玉米营养生长阶段; b: 春玉米生殖生长阶段; c: 夏玉米营养生长阶段; d: 夏玉米生殖生长阶段。实心点为站点趋势显著 ($P$<0.05)]**

Fig. 4 Trend of simulation error against growth period average temperature of different phenological models in cold years. a: vegetative growth period (VGP) of spring maize; b: reproductive growth period (RGP) of spring maize; c: VGP of summer maize; d: RGP of summer maize. Solid point indicate the trends are statistically significant at $P$<0.05 level.

### 2.2.3 系统偏差

春玉米 VGP 阶段, Beta 模式有显著系统偏差的站点比例最小 (8.3%), 其次是 MAIS 模式 (11.1%) 和 RAM 模式 (19.4%), MLP 模式有显著趋势的站点比例达 47.2%, 系统偏差较大 (图 7a)。RGP 阶段表现与冷年模拟时表现一致, MLP 模式有显著趋势的站点比例最低 (11.1%), 其次是 Beta (30.6%), RAM 模式有显著趋势的站点比例为 44.4%, 系统偏差最大的是 MAIS 模式 (61.1%) (图 7b)。

在夏玉米 VGP 阶段, MAIS 和 Beta 模式系统偏差有显著趋势的站点比例均最低 (20.0%), 其次是 RAM 模式, 有显著趋势的站点比例为 32.0%, 系统偏差最大的为 MLP 模式 (56.0%) (图 7c)。夏玉米 RGP 阶段, 系统偏差最小的是 MLP 模式 (12.0%), 其次是 Beta 模式 (40.0%), MAIS 模式有显著趋势的站点比例达 60.0%, 系统偏差最大的是 RAM 模式 (64.0%) (图 7d)。

在暖年模拟时, 机理发育模式 RGP 阶段系统偏差高于 VGP 阶段, MLP 表现相反。平均而言, 系统偏差最小的是 Beta 模式 (24.7%), 其次是 MLP (31.6%), 随后是 MAIS (38.1%) 和 RAM (40.0%)。

## 3 讨论

本研究使用了站点 20 年以上的长期发育期观测资料, 研究时段内玉米品种变化频繁, 气候明显变暖, 春玉米年均温随年份变化的平均倾向率为 0.28 ℃·(10a)$^{-1}$, 夏玉米平均倾向率为 0.43 ℃·(10a)$^{-1}$。本文未区分品种, 直接用发育期数据驱动模式, 其中隐含的假设之一是品种变化对发育期影响较小。大量研究认为品种变化对发育期有明显影响[38-40], 但研究结果多基于统计关系和复杂程度不一的发育模式模拟得到, 未经过同一品种连续种植多年的实际资料的验证。此外, 统计关系和发育模式在捕捉变化环境下作物发育与环境因子关系方面还存在一定的问题。例如在分析三大主粮作物 [小麦、玉米、水稻 (*Oryza sativa*)] 同一站点 15 年以上品种不变的实测发育期数据后发现, 在发育期、发育阶段日数、有效积温的变化趋势, 以及发育速率对温度的敏感性

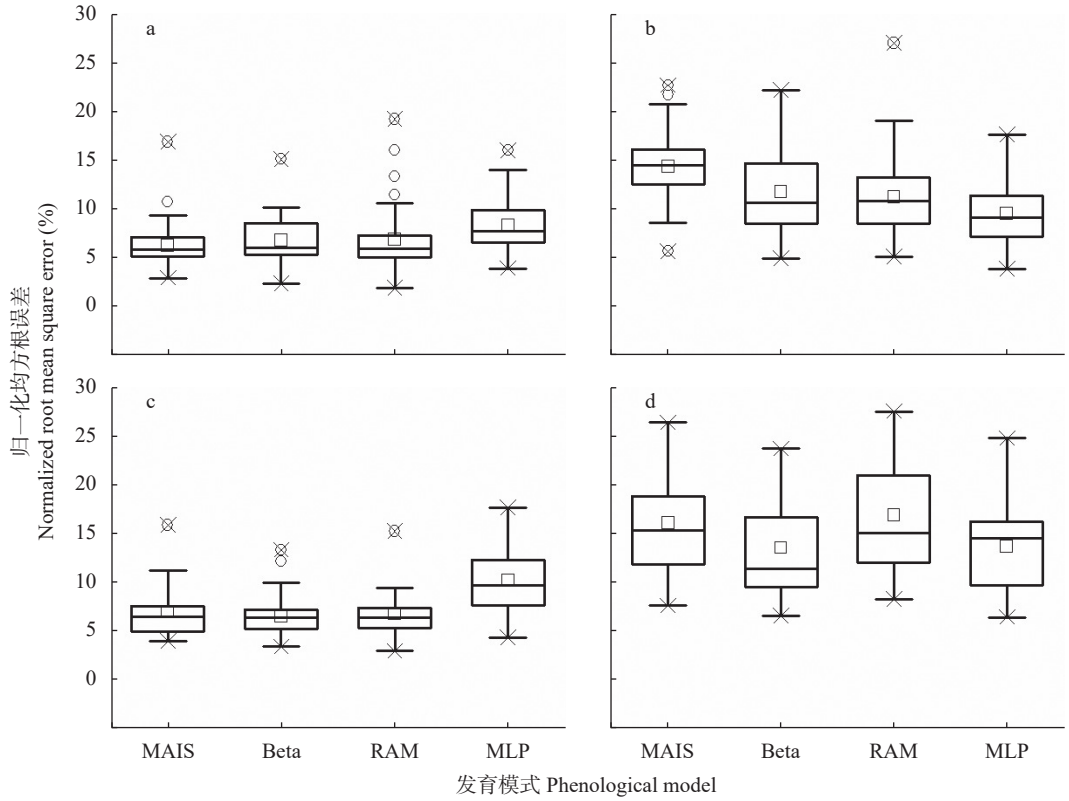


**图 5　不同发育模式暖年模拟发育期的归一化均方根误差 (a: 春玉米营养生长阶段; b: 春玉米生殖生长阶段; c: 夏玉米营养生长阶段; d: 夏玉米生殖生长阶段)**

Fig. 5　Normalized root mean square error of simulated growth period of different phenological models in warm years. a: vegetative growth period (VGP) of spring maize; b: reproductive growth period (RGP) of spring maize; c: VGP of summer maize; d: RGP of summer maize.

箱体实线从上至下分别为上边缘、上四分位数、中位数、下四分位数、下边缘, 方框中的空心方块是平均值。空心圆表示异常值, 下、上边缘的“×”分别是第 1 个和第 99 个百分位数。From top to bottom, solid lines in boxplots represent the maximum, the 1st quantile, the median, the 3rd quantile and the minimum, and open square in the box is the mean. The open circles represent the outliers, “×” symbols below and above the whiskers are the 1st and 99th percentiles, respectively.

等方面的结果与其他站品种变化时的结果无明显差异[41], 表明品种变化对发育的影响可能远小于基于统计关系和发育模式的结果。此外, 不少研究也认为品种变化对物候的影响并不如已有研究报道的大, 进而不区分品种, 直接使用这些数据去订正发育模式参数[42-43]。在分析气候变化对于物候的影响时, 有研究也倾向于不考虑作物品种特性的差异[44], 或者将差异主要归因于生长条件气候差异[45]。综上所述, 我们认为本研究中品种变化对发育期影响较小的假设, 对发育模式表现的影响应该在可接受范围内。

本研究根据生长季平均温度划分为冷年和暖年, 而在表示模式的系统偏差时使用了发育阶段的平均温度。其原因是生长季的长度远大于 VGP 和 RGP 的实际经历。与生长季平均温度相比, 发育阶段的平均温度更能真实地反映 VGP 和 RGP 阶段所经历的真实气温。此外, 在生长季平均气温相同的情况下, 逐日气温在不同发育阶段有不同的分布, 可能会导致 VGP 和 RGP 模拟误差产生明显差异。但气候变暖导致发育期相应往前平移, 生长季因此处在比平移前相对更冷的环境中, 而生长季平均温度尚不能反映这种变化。如何更准确地表示模式的系统误差还需要进一步研究。

RAM 和 Beta 在冷年和暖年的模拟中均有比较稳定的良好表现, 尤其是变暖背景下, 表明机理发育模式具有良好的外推能力。马玉平等[46] 参考 RAM 构建了甘蔗 (*Saccharum officinarum*) 发育模式, 近 40 年实测数据表明该模式的适应性较好。本文研究结果认为冷年校正时 RAM 表现较好, 优于 Beta 模式, 但在变暖环境弱于 Beta 模式。也有文献表明, 用大量数据同时订正 RAM 和 Beta 模式时, RAM 的表现好于 Beta, 表明 RAM 中的耦合关系需要大量数据的训练才能稳定建立。

MLP 模式将降水、日照等气象因素及日长输入模式, 同时还考虑生长发育过程中极端高温事件[47-48]

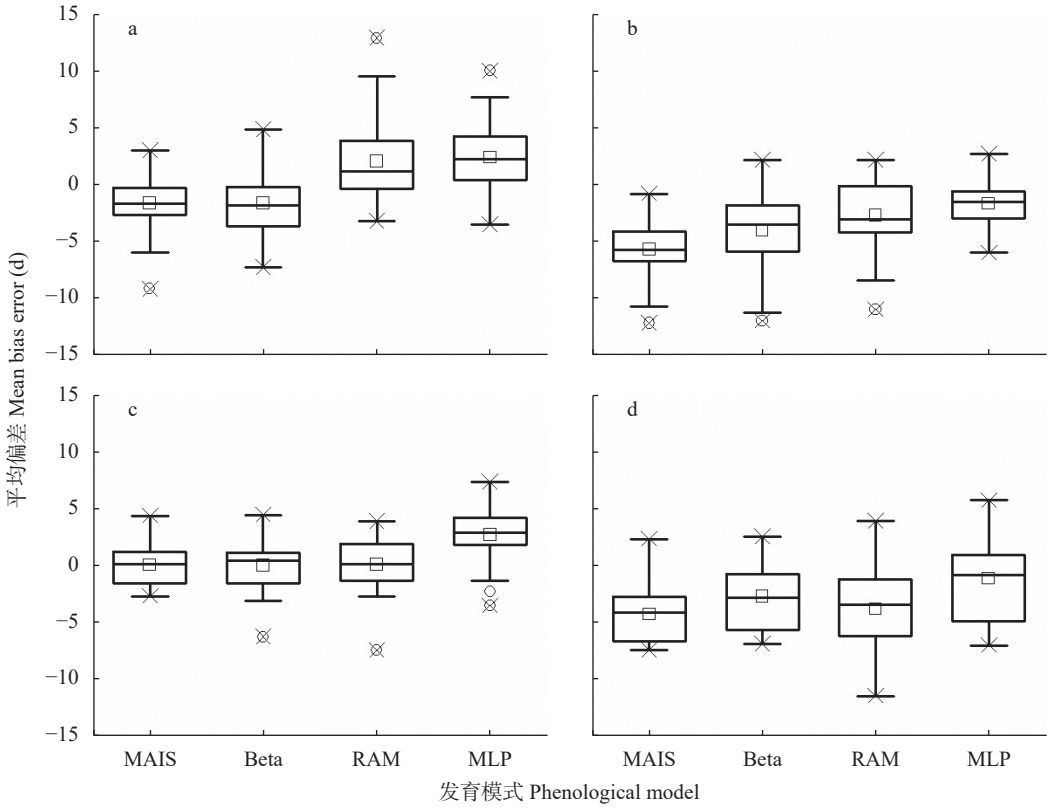


**图 6 不同发育模式暖年模拟发育期的平均偏差 (a: 春玉米营养生长阶段; b: 春玉米生殖生长阶段; c: 夏玉米营养生长阶段; d: 夏玉米生殖生长阶段)**

Fig. 6 Mean bias error of simulated growth period of different phenological models in warm years. a: vegetative growth period (VGP) of spring maize; b: reproductive growth period (RGP) of spring maize; c: VGP of summer maize; d: RGP of summer maize.

箱体实线从上至下分别为上边缘、上四分位数、中位数、下四分位数、下边缘, 方框中的空心方块是平均值。空心圆表示异常值, 下、上边缘的“×”分别是第 1 个和第 99 个百分位数。From top to bottom, solid lines in boxplots represent the maximum, the 1st quantile, the median, the 3rd quantile and the minimum, and open square in the box is the mean. The open circles represent the outliers, “×” symbols below and above the whiskers are the 1st and 99th percentiles, respectively.

对物候的影响, 加上 MLP 可获得极其复杂的多元回归关系, 因此 MLP 在冷年模拟时表现突出。但当生长季温度升高时, 模式的模拟表现明显降低, 原因为 MLP 模式本质上是根据输入数据获得的多元回归关系, 而回归关系天然存在外推困难的问题。但是, 与机理发育模式相比, MLP 没有考虑作物生长发育的生理机制, 这可能是 MLP 暖年模拟能力明显弱于机理发育模式的原因之一。典型的机理之一是, 高于上限温度时, 发育就会停止[49], 不经大量数据训练, MLP 可能难以捕捉到这一过程。因此, MLP 输入样本量会直接影响模式优化的结果。研究中单个站点数据较为有限, 可能导致 MLP 模式泛化能力不高。本研究结果表明 MLP 模拟有过拟合现象。有报道认为输入差异显著的气象数据能显著提高模式的表现[50], 因此应尽可能多用数据训练机器学习模式, 以包括多的环境变化条件, 提高 MLP 的泛化能力。值得关注的是, 发育模式的一个重要应用方向是预测未来变暖环境下的物候, 而未来变暖条件下的气象数据, 很可能无法体现在训练数据中, 这在一定程度上限制了机器学习模式在变暖环境中的应用。在 RGP 阶段, MLP 表现突出, 表明现有的机理发育模式对 RGP 阶段机理的认识可能还存在不足。如研究发现, 在 RGP 阶段加入光周期的影响可显著提高 Beta 模式模拟玉米成熟期的精度[6,23], 经改进后的 Beta 模式模拟效果提升明显[21]。RAM 在暖年的 RGP 阶段表现突出 (图 5), 原因之一可能是 RAM 考虑的适应过程在形式上类似于光周期。此外, MLP 在 RGP 的输入特征也包括日长。因此, 在进一步的研究中, 应加强 RGP 阶段这种类似于日长影响的研究。

## 4 结论

本研究基于实测历史发育期数据比较了 3 个不同的机理发育模式和 1 个机器学习算法在变暖环境下的适用性。冷年校正结果表明 MLP 模拟精度优

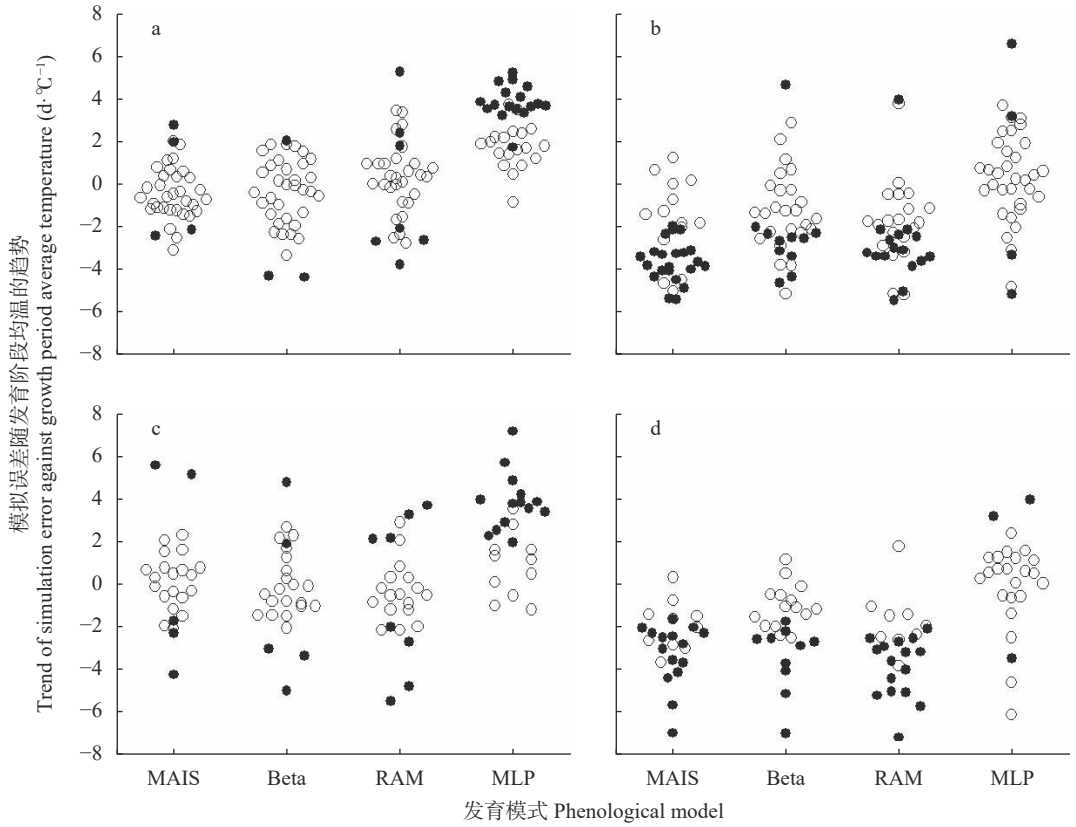


**图 7　不同发育模式暖年模拟时的模拟误差随发育阶段均温的趋势。a: 春玉米营养生长阶段; b: 春玉米生殖生长阶段; c: 夏玉米营养生长阶段; d: 夏玉米生殖生长阶段。实心点为站点趋势显著 ($P$<0.05)。**

Fig. 7　Trend of simulation error against growth period average temperature of different phenological models in warm years. a: vegetative growth period (VGP) of spring maize; b: reproductive growth period (RGP) of spring maize; c: VGP of summer maize; d: RGP of summer maize. Solid point indicate the trends are statistically significant at $P$<0.05 level.

于 3 个机理发育模式, 机理发育模式中精度最高的是 RAM, 其次是 Beta 和 MAIS。MAIS 和 Beta 模拟值普遍稍提前于观测值, 其他 2 个模式则略晚于观测值。3 个机理发育模式的系统偏差均低于 MLP, 机理发育模式中, Beta 系统偏差最小, 其次是 RAM 和 MAIS。应用到变暖环境后, 各模式的模拟误差均有所上升, 其中 Beta 精度最高, 其次是 MLP 和 RAM, MAIS 表现较差。机理发育模式模拟值较观测值呈提前趋势, 而 MLP 趋于推迟。除 MLP 以外的模式系统偏差较冷年时增大。4 个模式中 Beta 偏差最小, 其次是 MLP, 随后依次为 MAIS 和 RAM。

机器学习通过输入数据获得复杂多元回归关系对玉米物候进行模拟, 冷年校正时模拟表现优于机理发育模式。但当生长季温度升高时, MLP 模拟表现明显下降, 而机理发育模式中 Beta 和 RAM 模拟表现较为稳定。

没有一个模式在冷年校正和暖年验证时均占优势, 因此应根据应用场景选用发育模式。关注准确反演历史气候变化对作物发育期的影响时, 建议采用 MLP; 而更关注预测未来气候变化对发育期影响时, 应以机理发育模式为主。

## 参考文献　References

[1] Intergovernmental Panel on Climate Chang. Climate change 2021 — the physical science basis[J]. Chemistry International, 2021, 43(4): 22−23

[2] DING Y H, REN G Y, SHI G Y, et al. China's national assessment report on climate change (Ⅰ): climate change in China and the future trend[J]. Advances in Climate Change Research, 2007, 3(Suppl.): S1−S5

[3] STEWART D W, DWYER L M, CARRIGAN L L. Phenological temperature response of maize[J]. Agronomy Journal, 1998, 90(1): 73−79

[4] KUMUDINI S, ANDRADE F H, BOOTE K J, et al. Predicting maize phenology: intercomparison of functions for developmental response to temperature[J]. Agronomy Journal, 2014, 106(6): 2087−2097

[5] SOLTANI A, HAMMER G L, TORABI B, et al. Modeling chickpea growth and development: Phenological development[J]. Field Crops Research, 2006, 99(1): 1−13

[6] 郑国清, 高亮之. 玉米发育期动态模拟模型[J]. 江苏农业学报, 2000, 16(1): 15−21
ZHENG G Q, GAO L Z. Simulation model of maize

phenology[J]. Jiangsu Journal of Agricultural Sciences, 2000, 16(1): 15−21

[7] 冯利平, 高亮之, 金之庆, 等. 小麦发育期动态模拟模型的研究[J]. 作物学报, 1997, 23(4): 418−424
FENG L P, GAO L Z, JIN Z Q, et al. Studies on the simulation model for wheat phenology[J]. Acta Agronomica Sinica, 1997, 23(4): 418−424

[8] SPRINGER C J, WARD J K. Flowering time and elevated atmospheric $CO_2$[J]. The New Phytologist, 2007, 176(2): 243−255

[9] 戴建军, 常缨, 张美萍, 等. 甜菜幼苗低温和长日照诱导表达基因的克隆和序列分析[J]. 中国农业科学, 2005, 38(9): 1856−1862
DAI J J, CHANG Y, ZHANG M P, et al. Cloning and sequence analysis of cold and longday induced expressed genes from sugar beet (*Beta vulgaris* L.) seedlings[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2005, 38(9): 1856−1862

[10] 刘健, 姚宁, 吝海霞, 等. 冬小麦物候期对土壤水分胁迫的响应机制与模拟[J]. 农业工程学报, 2016, 32(21): 115−124
LIU J, YAO N, LIN H X, et al. Response mechanism and simulation of winter wheat phonology to soil water stress[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2016, 32(21): 115−124

[11] 严美春, 曹卫星, 李存东, 等. 小麦发育过程及生育期机理模型的检验和评价[J]. 中国农业科学, 2000, 33(2): 43−50
YAN M C, CAO W X, LI C D, et al. Validation and evaluation of a mechanistic model of phasic and phenological development of wheat[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2000, 33(2): 43−50

[12] WU D R, WANG P J, JIANG C Y, et al. Use of a plastic temperature response function reduces simulation error of crop maturity date by half[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2020, 280: 107770

[13] WU D R, HUO Z G, WANG P J, et al. Plastic temperature response function accurately simulates crop flowering or heading date[J]. Agronomy Journal, 2020, 112(5): 3832−3846

[14] YUE Y, LI J H, FAN L F, et al. Prediction of maize growth stages based on deep learning[J]. Computers and Electronics in Agriculture, 2020, 172: 105351

[15] CAPINHA C. Predicting the timing of ecological phenomena using dates of species occurrence records: a methodological approach and test case with mushrooms[J]. International Journal of Biometeorology, 2019, 63(8): 1015−1024

[16] CZERNECKI B, NOWOSAD J, JABŁOŃSKA K. Machine learning modeling of plant phenology based on coupling satellite and gridded meteorological dataset[J]. International Journal of Biometeorology, 2018, 62(7): 1297−1309

[17] BELDA S, PIPIA L, MORCILLO-PALLARÉS P, et al. DATimeS: a machine learning time series GUI toolbox for gap-filling and vegetation phenology trends detection[J]. Environmental Modelling & Software, 2020, 127: 104666

[18] HOFFMAN A L, KEMANIAN A R, FOREST C E. The response of maize, sorghum, and soybean yield to growing-phase climate revealed with machine learning[J]. Environmental Research Letters, 2020, 15(9): 094013

[19] DAI W J, JIN H Y, ZHANG Y H, et al. Detecting temporal changes in the temperature sensitivity of spring phenology with global warming: application of machine learning in phenological model[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, 279: 107702

[20] 杨鹏宇, 胡琦, 马雪晴, 等. 1961—2015年华北平原夏玉米生长季光热资源变化及其影响[J]. 中国农业气象, 2018, 39(7): 431−441
YANG P Y, HU Q, MA X Q, et al. Spatiotemporal variation of heat and solar resources and its impact on summer maize in the North China Plain over the period 1961−2015[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2018, 39(7): 431−441

[21] WANG N, WANG J, WANG E L, et al. Increased uncertainty in simulated maize phenology with more frequent supra-optimal temperature under climate warming[J]. European Journal of Agronomy, 2015, 71: 19−33

[22] 李荣平, 周广胜, 王笑影, 等. 不同物候模型对东北地区作物发育期模拟对比分析[J]. 气象与环境学报, 2012, 28(3): 25−30
LI R P, ZHOU G S, WANG X Y, et al. Comparative analysis of simulation on crop development stage using different phenological models in Northeast China[J]. Journal of Meteorology and Environment, 2012, 28(3): 25−30

[23] GAO L Z, JIN Z Q, HUANG Y, et al. Rice clock model — a computer model to simulate rice development[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 1992, 60(1/2): 1−16

[24] 乌玲瑛, 徐奂, 蔡晓晓, 等. 基于机器学习的水稻发育期预测模型构建[J]. 扬州大学学报(农业与生命科学版), 2012, 33(3): 44−50
WU L Y, XU H, CAI L L, et al. A predicting model based on machine learning for rice development[J]. Journal of Yangzhou University (Agricultural and Life Science Edition), 2012, 33(3): 44−50

[25] XIN Q C, LI J, LI Z M, et al. Evaluations and comparisons of rule-based and machine-learning-based methods to retrieve satellite-based vegetation phenology using MODIS and USA National Phenology Network data[J]. International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation, 2020, 93: 102189

[26] 郑国清. 浅论对水稻发育期模型的认识[J]. 中国农业气象, 1999, 20(2): 31−34
ZHENG G Q. On the simulation models for rice development[J]. Agricultural Meteorology, 1999, 20(2): 31−34

[27] JONES C A, KINIRY J R. CERES-Maize: A Simulation Model of Maize Growth and Development[M]. Texas: Texas A&M University Press, 1986: 67

[28] 王占彪, 王猛, 尹小刚, 等. 气候变化背景下华北平原夏玉米各生育期水热时空变化特征[J]. 中国生态农业学报, 2015, 23(4): 473−481
WANG Z B, WANG M, YIN X G, et al. Spatiotemporal characteristics of heat and rainfall changes in summer maize season under climate change in the North China Plain[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2015, 23(4): 473−481

[29] 冯灵芝, 熊伟, 居辉, 等. RCP情景下长江中下游地区水稻生育期内高温事件的变化特征[J]. 中国农业气象, 2015, 36(4): 383−392
FENG L Z, XIONG W, JU H, et al. Changes of high temperature events during rice growth period in MLRYR under RCP scenarios[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2015, 36(4): 383−392

[30] 冶明珠, 郭建平, 袁彬, 等. 气候变化背景下东北地区热量资源及玉米温度适宜度[J]. 应用生态学报, 2012, 23(10):

2786−2794
YE M Z, GUO J P, YUAN B, et al. Thermal resources and maize temperature suitability in Northeast China under climate change[J]. Chinese Journal of Applied Ecology, 2012, 23(10): 2786−2794

[31] 栾青, 郭建平, 马雅丽, 等. 基于线性生长假设的作物积温模型稳定性比较[J]. 中国农业气象, 2020, 41(11): 695−706
LUAN Q, GUO J P, MA Y L, et al. Comparison of model's stability about integrated temperature based on linear hypotheses[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2020, 41(11): 695−706

[32] 马雪晴, 胡琦, 潘学标, 等. 1961—2015年华北平原夏玉米生长季气候年型及其影响分析[J]. 中国农业气象, 2019, 40(2): 65−75
MA X Q, HU Q, PAN X B, et al. Analysis of annual climate types and its impact on summer maize in the North China Plain over the period 1961−2015[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2019, 40(2): 65−75

[33] 国家质量监督检验检疫总局, 中国国家标准化管理委员会. 农业气候影响评价: 农作物气候年型划分方法: GB/T 21986—2008[S]. 北京: 中国标准出版社, 2008
State General Administration of the People's Republic of China for Quality Supervision and Inspection and Quarantine, Standardization Administration of the People's Republic of China. Assessment of Agroclimate Impact: Classification Method of Annual Crop Climate Types: GB/T 21986—2008[S]. Beijing: China Standards Press, 2008

[34] 陈长青, 类成霞, 王春春, 等. 气候变暖下东北地区春玉米生产潜力变化分析[J]. 地理科学, 2011, 31(10): 1272−1279
CHEN C Q, LEI C X, WANG C C, et al. Changes of spring maize potential productivity under the background of global warming in Northeast China[J]. Scientia Geographica Sinica, 2011, 31(10): 1272−1279

[35] 孙义欣, 冯娜. 穷举法在程序设计中的应用[J]. 计算机时代, 2012(8): 50−52
SUN Y X, FENG N. Application of exhaustion method in programming[J]. Computer Era, 2012(8): 50−52

[36] WU L, FENG L P, ZHANG Y, et al. Comparison of five wheat models simulating phenology under different sowing dates and varieties[J]. Agronomy Journal, 2017, 109(4): 1280−1293

[37] 徐春萌, 田芷源, 陈威, 等. 基于DSSAT作物模型的中美大豆主产区单产模拟与验证[J]. 农业工程学报, 2021, 37(3): 132−139
XU C M, TIAN Z Y, CHEN W, et al. Simulations and validations of the soybean yields per unit area using DSSAT crop model in the major soybean producing areas of China and America[J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2021, 37(3): 132−139

[38] LIU Y, WANG E L, YANG X G, et al. Contributions of climatic and crop varietal changes to crop production in the North China Plain, since 1980s[J]. Global Change Biology, 2009, 16: 2287−2299

[39] TAO F L, ZHANG S, ZHANG Z, et al. Maize growing duration was prolonged across China in the past three decades under the combined effects of temperature, agronomic management, and cultivar shift[J]. Global Change Biology, 2014, 20(12): 3686−3699

[40] 李树岩, 王靖, 余卫东, 等. 气候变化对河南省夏玉米主栽品种发育期的影响模拟[J]. 中国农业气象, 2015, 36(4): 479−488
LI S Y, WANG J, YU W D, et al. Modelling the impacts of climate change on phenology of representative maize varieties in Henan Province[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2015, 36(4): 479−488

[41] WU D R, WANG P J, JIANG C Y, et al. Measured phenology response of unchanged crop varieties to long-term historical climate change[J]. International Journal of Plant Production, 2019, 13(1): 47−58

[42] ZHANG S, TAO F L. Modeling the response of rice phenology to climate change and variability in different climatic zones: comparisons of five models[J]. European Journal of Agronomy, 2013, 45: 165−176

[43] ZHANG S, TAO F L. Improving rice development and phenology prediction across contrasting climate zones of China[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2019, 268: 224−233

[44] 肖登攀, 齐永青, 王仁德, 等. 1981—2009年新疆小麦和玉米物候期与气候条件变化研究[J]. 干旱地区农业研究, 2015, 33(6): 189−194, 202
XIAO D P, QI Y Q, WANG R D, et al. Changes in phenology and climatic conditions of wheat and maize in Xinjiang during 1981−2009[J]. Agricultural Research in the Arid Areas, 2015, 33(6): 189−194, 202

[45] 李正国, 杨鹏, 唐华俊, 等. 气候变化背景下东北三省主要作物典型物候期变化趋势分析[J]. 中国农业科学, 2011, 44(20): 4180−4189
LI Z G, YANG P, TANG H J, et al. Trend analysis of typical phenophases of major crops under climate change in the three provinces of Northeast China[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2011, 44(20): 4180−4189

[46] 马玉平, 王培娟, 王达, 等. 作物发育模式重构及基于甘蔗的模拟检验[J]. 应用气象学报, 2021, 32(5): 603−617
MA Y P, WANG P J, WANG D, et al. Reconstruction of crop development model with its simulation test based on sugarcane[J]. Journal of Applied Meteorological Science, 2021, 32(5): 603−617

[47] LOBELL D B, SIBLEY A, IVAN ORTIZ-MONASTERIO J. Extreme heat effects on wheat senescence in India[J]. Nature Climate Change, 2012, 2(3): 186−189

[48] ZHANG J H, YI Q F, XING F W, et al. Rapid shifts of peak flowering phenology in 12 species under the effects of extreme climate events in Macao[J]. Scientific Reports, 2018, 8(1): 13950

[49] PORTER J R, GAWITH M. Temperatures and the growth and development of wheat: a review[J]. European Journal of Agronomy, 1999, 10(1): 23−36

[50] HE D, WANG E L, WANG J, et al. Data requirement for effective calibration of process-based crop models[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2017, 234/235: 136−148