

DOI: 10.3724/SP.J.1006.2024.31018

温度升高下 APSIM 模型春小麦籽粒生长参数敏感性分析及优化

张 康¹ 聂志刚^{1,*} 王 钧¹ 李 广²

¹ 甘肃农业大学信息科学技术学院, 甘肃兰州 730070; ² 甘肃农业大学林学院, 甘肃兰州 730070

摘 要: 为有效识别基于 APSIM 模型籽粒生长参数中春小麦产量敏感性参数, 快速并准确的估算当地模型参数。使用甘肃省定西市安定区凤翔镇安家沟村 1971—2018 年的气象数据和 2000—2018 年旱地春小麦大田试验数据, 并利用 EFAST 方法对进行了 5 个增温梯度(0℃、0.5℃、1.0℃、1.5℃和 2.0℃)下 32 个模型参数进行敏感性分析。粒子群算法对各个增温条件下均敏感的参数进行优化验证。结果表明: 不同温度变化梯度下, 对旱地春小麦产量影响最大的籽粒生长模型参数有 9 个, 分别为消光系数、每克茎籽粒数量、穗粒数、单株最大籽粒质量、灌浆到成熟积温、出苗到拔节积温、株高、最大比叶面积和光合叶片老化的水分胁迫斜率。并且对产量敏感性强度有着显著的差异, 其中消光系数和每克茎籽粒数量是对春小麦产量影响最大的参数, 其他参数在不同温度下对春小麦产量的敏感性顺序存在差异。利用粒子群算法针对这 9 个参数进行优化, 相较于优化前, 优化后的春小麦产量、开花期和灌浆期籽粒干物质的均方根误差、归一化均方根误差和模型有效性指数均得到了显著改善, 参数优化后开花期、灌浆期、成熟期产量的均方根误差平均值分别由 13.50 kg hm⁻² 减小到 5.99 kg hm⁻²、183.17 kg hm⁻² 减小到 69.44 kg hm⁻²、141.69 kg hm⁻² 减小到 48.51 kg hm⁻², 归一化均方根误差平均值分别由 4.94%减小到 2.19%、10.92%减小到 4.65%、8.39%减小到 2.87%, 模型有效性指数平均值分别由 0.894 提高到 0.979、0.893 提高到 0.981、0.898 提高到 0.988。优化后的参数有效地提高了模型的预测精度。此研究为 APSIM 模型在当地应用和模型参数校准提供了科学依据。

关键词: 参数; 敏感性分析; APSIM 模型; 粒子群算法; 春小麦

Sensitivity analysis and optimization of spring wheat grain growth parameters under APSIM model with the increase of temperature

ZHANG Kang¹, NIE Zhi-Gang^{1,*}, WANG Jun¹, and LI Guang²

¹ College of Information Science and Technology, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, Gansu, China; ² College of Forestry, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, Gansu, China

Abstract: In order to effectively identify spring wheat yield sensitivity parameters in grain growth parameters based on APSIM model, the local model parameters were quickly and accurately estimated. Using the meteorological data of Anjiagou Village, Fengxiang Town, Anding District, Dingxi City, Gansu Province from 1971 to 2018 and the field test data of dryland spring wheat from 2000 to 2018, the sensitivity analysis of 32 model parameters under five temperature gradients (0℃, 0.5℃, 1.0℃, 1.5℃, and 2℃) was conducted by EFAST method. The particle swarm optimization algorithm is used to optimize and verify the parameters sensitive at all temperatures. The results showed that, under different temperature gradients, there were nine grain growth model parameters that had the greatest influence on the yield of spring wheat in dry land, which were extinction coefficient, the number of grains per gram of stem, the number of grains per ear, the maximum grain mass per plant, the accumulated temperature from

本研究由国家自然科学基金项目(32160416), 甘肃省教育厅产业支撑计划项目(2021CYZC-15, 2022CYZC-41)和甘肃省优秀研究生“创新之星”项目(2022CXZX-026)资助。

This study was supported by the National Natural Science Foundation of China (32160416), the Industrial Support Program of Gansu Provincial Education Department (2021CyzC-15, 2022CYZC-41), and the “Innovation Star” Project of Gansu Province Outstanding Postgraduate Students (2022CXZX-026).

* 通信作者(Corresponding author): 聂志刚, E-mail: niezg@gsau.edu.cn

第一作者联系方式: E-mail: 2942138300@qq.com

Received (收稿日期): 2023-03-12; Accepted (接受日期): 2023-09-13; Published online (网络出版日期): 2023-10-11.

URL: <https://link.cnki.net/urlid/11.1809.S.20231010.1346.002>

This is an open access article under the CC BY-NC-ND license (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/>).

filling to maturity, the accumulated temperature from emergence to jointing, plant height, the maximum specific leaf area, and water stress slope of photosynthetic leaf aging. The sensitivity intensity of spring wheat yield was significantly different, among which extinction coefficient and the number of seeds per gram of stem were the most influential parameters in spring wheat yield, and the sensitivity sequence of other parameters was different under different temperatures. Particle swarm optimization algorithm was used to optimize the nine parameters. Compared with before optimization, the optimized spring wheat yield, root mean square error of grain dry matter, normalized root mean square error and model validity index were significantly improved. After parameter optimization, the optimized spring wheat yield, root mean square error of grain dry matter and model validity index were significantly improved. The mean square error of yield at maturity stage decreased by $13.50\text{--}5.99\text{ kg hm}^{-2}$, $183.17\text{--}69.44\text{ kg hm}^{-2}$, and $141.69\text{--}48.51\text{ kg hm}^{-2}$, respectively. The normalized root-mean-square error decreases by $4.94\%\text{--}2.19\%$, $10.92\%\text{--}4.65\%$, $8.39\%\text{--}2.87\%$, and the average model validity index increases by $0.894\text{--}0.979$, $0.893\text{--}0.981$, and $0.898\text{--}0.988$, respectively. The optimized parameters can effectively improve the prediction accuracy of the model. This study provides a scientific basis for the local application of APSIM model and the calibration of model parameters.

Keywords: parameter; sensitivity analysis; APSIM model; particle swarm optimization; spring wheat

在作物生长模拟中,作物品种参数的率定需要花费大量的时间和资源,开展参数对模拟结果的敏感性分析和利用智能算法进行参数优化,对于提升模型参数本土化调参的能力有着重要意义^[1-3]。全局敏感性分析方法有 EFAST 方法^[4-6]、Morris 方法^[7]、Sobol 方法^[8]等。近年来,在利用全局敏感性分析方法评估作物模型参数对模拟结果影响方面取得了一定的研究进展。Liu 等^[9]使用 EFAST 敏感性分析方法识别 APSIM-Oryza 水稻生长模型中最敏感的参数,并分析环境因素对模型敏感性的影响,结果表明,模型对不同参数的敏感程度存在明显的差异。Xing 等^[10]利用 EFAST 方法对 AquaCrop 作物模型的参数进行了全局敏感性分析,并评估了这些参数对作物产量的影响。Zhao 等^[11]利用方差的全局敏感性分析方法对 APSIM 模型中 10 个品种参数对小麦产量、地上生物量、开花期和成熟期的敏感性进行了分析研究,结果表明产量主要受到与产量组成相关的品种参数和决定繁殖期长度的表型参数的影响。何亮等^[12]对 APSIM-Wheat 模型在不同气候条件下、不同产量的全局灵敏度进行了研究,结果表明,模型输出对 10 个品种参数的敏感程度存在差异,对于不同气候区和不同产量水平下的敏感参数也不同。邓晓磊等^[13]通过基于参数筛选法(Morris)和基于方差分解法(Sobol)分析了模型中作物品种参数、土壤参数及田间管理参数对小麦产量的敏感性,并比较了 2 种方法对模型的适应性。许多学者的研究表明,在作物模型参数的敏感性分析中 EFAST 方法比 Morris 方法、Sobol 方法应用效果要好^[14]。同时,还有些学者应用智能优化算法直接对作物模型参数进行优化。Guo 等^[15]采用改进的遗传算法(EGA)校准和 3 个不同的目标函数 AquaCrop 模型进行了校准,使用了玉米和小麦的观测结果,结果表明,EGA 校准的

模型可以预测玉米和小麦的重要变量。庄嘉祥等^[16]利用个体遗传算法可实现水稻生育期模型参数自动率定,提高模型参数估算准确性和效率。在黄土丘陵区,沈禹颖、李广等学者利用 APSIM 模型在旱地春小麦生产的气候变化效应和水肥管理等方面进行了大量的研究^[17-21]。模型参数率定通常采用穷举试错法,但该方法存在耗时长、运算量大等问题,限制了 APSIM 的推广应用。聂志刚等^[22]利用混合蛙跳算法对基于 APSIM 的旱地春小麦产量形成模型参数进行了优化。在模型参数优化的过程中,尽管智能优化算法解决了耗时长、运算量大等问题,实现了参数优化,但是在待优化参数选择的时候仍然需要花费大量的时间和资源。综上所述,为提升作物模型参数本土化调参的能力和效率,迫切需要将模型参数敏感性分析和优化两者结合,同时,需要考虑到不同情景的限制条件。因此,本研究以甘肃省定西市安定区凤翔镇安家沟村为试验点,考虑到研究区气温呈上升变化的趋势,在 5 个增温梯度(0°C 、 0.5°C 、 1.0°C 、 1.5°C 和 2.0°C)下,先利用 R 语言实现 APSIM 模型自动运行,获得产量集,再使用 Simlab 软件进行 EFAST 一阶和全局敏感性分析,最后利用粒子群优化算法对各个温度变化下的敏感参数进行优化,从而找到最优解。温度升高下基于 APSIM 模型籽粒生长参数的敏感性分析及优化将为旱地春小麦智能化农业生产提供一定的技术支撑。

1 材料与方法

1.1 试验概况

大田试验位于甘肃省中部偏南的定西市安定区凤翔镇安家沟村($35^{\circ}35'\text{N}$, $104^{\circ}37'\text{E}$)。主要作物为春小麦,试验点海拔约 2000 m,气候类型为中温带半干旱区,年均温度约 6.4°C ,年均降雨量约 385.0 mm,

年均日照时数约 2400 h 以上, 年蒸发量约 1531 mm, 干燥度约 2.53^[17], 土壤为黄绵土, 土质绵软均匀, 耕层容重 1.26 g cm⁻³, pH 8.36, 土壤有机质含量为 12.01 g kg⁻¹, 全氮含量为 0.61 g kg⁻¹, 全磷含量为 1.77 g kg⁻¹。

大田试验选用当地春小麦定西 42 号为试验指示作物, 试验小区面积 6 m×4 m, 保护行 0.5 m, 播种行距为 20 cm, 试验小区按当地经验统一施肥和田间管理, 耕作方式采用当地常用的免耕方式, 将春小麦在无灌溉和施氮(尿素, N 含量约为 46%)量为 105 kg hm⁻²的自然条件下进行试验, 试验设计采用随机区组排列, 重复进行 3 次。在春小麦成熟期时,

采用手工方式进行收割。从每个小区随机选取 20 株春小麦植株进行实际产量的测定, 然后根据各个小区的实际产量计算公顷产量。当地正常播种时间在 3 月 19 日前后、收获时间一般在 7 月 15 日以后。

1.2 APSIM 模型

APSIM 是一种综合模型^[23-25], 采用模块化设计, 以中心引擎为核心, 用户可以通过将不同的模块组合在一起, 灵活地进行仿真配置。通过插件机制容纳各种环境和作物模块(作物、土壤(表 1)、气候、管理等)。作物品种和作物生理数据均来源于早期李广等^[18]研究中的实测数据。xml 项目文件可以动态链接不同模型的变量。该模型根据需要连接不同的

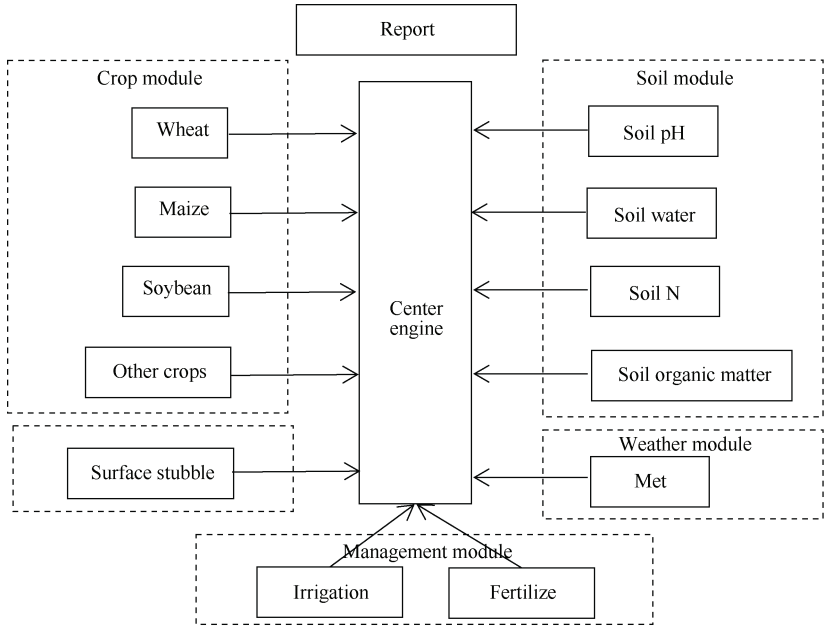


图 1 模型结构图
Fig. 1 Structural framework of model

表 1 APSIM 模型模拟研究区的主要土壤属性参数
Table 1 Soil properties of the experiment site used for specifying APSIM simulation

土层 Soil layer (cm)	田间最大持水量 Drained upper limit (mm mm ⁻¹)	小麦有效水分下限 Wheat low limit (mm mm ⁻¹)	容重 Bulk density (g cm ⁻³)	铵态氮 NH ₄ -N (mg kg ⁻¹)	硝态氮 NO ₃ -N (mg kg ⁻¹)
>0-5	0.27	0.09	1.29	6.30	19.10
>5-10	0.27	0.09	1.23	5.20	15.20
>10-30	0.27	0.09	1.32	5.10	23.10
>30-50	0.27	0.09	1.20	4.90	16.60
>50-80	0.26	0.09	1.14	4.60	16.80
>80-110	0.27	0.10	1.14	4.80	18.20
>110-140	0.27	0.11	1.13	4.80	16.40
>140-170	0.27	0.13	1.12	5.80	13.70
>170-200	0.27	0.15	1.11	4.10	15.40

子模块到主引擎上, 为满足用户模拟需求, 也可自行开发子模块。模型结构图如图 1 所示。本研究所需的 1971—2018 年气象数据来源于试验点甘肃省气象局定西市安定区历年气象资料, 主要包括每日最高气温、每日最低气温(°C)、日降水量(mm)和日照时数(h)。

1.3 模型参数敏感性分析与优化方案

本研究采用了 Simlab2.2 软件^[26]内置的全局敏感性分析方法 EFAST 和基于群体智能的粒子群优化算法来实现 APSIM 模型的局部标定。通过分析不同条件下籽粒生长模型参数的敏感性及其对春小麦产量的影响, 利用自动化校准方法提高了模型的预测精度。

1.3.1 扩展傅里叶方法 EFAST 是一种基于方差分解的全局敏感性分析方法, 结合了 Sobel 法和傅里叶幅度敏感性检验法的优点。该方法具有样本数较低、计算高效和稳健性的优势^[27]。EFAST 方法通过一阶敏感性系数和全局敏感性指数来评估参数对输出结果的敏感性。一阶敏感性指数用于判断单个因素对输出结果的影响, 全局敏感性指数用于判断参数之间的相互作用对输出结果的影响。

假设模型 $y = f(X)$, 其中 $X = (x_1, x_2, x_a, \dots, x_n)$, 它可以利用 G_i 变换函数来变换成 $y = f(s)$, 转换函数 G_i 与参数 x_i 的概率密度分布函数相关:

$$X_i(s) = G_i(\sin \omega_i s), \forall i \in \{1, 2, 3, 4, \dots, n\} \quad (1)$$

$$y = f(s) = \sum_{-\infty}^{+\infty} \{A_k \cos(k_s) + B_k \sin(k_s)\} \quad (2)$$

在公式(2)中

$$A_k = \frac{1}{N_s} \sum_{p=1}^{N_s} f(s_p) \cos(js_p) \quad (3)$$

$$B_k = \frac{1}{N_s} \sum_{p=1}^{N_s} f(s_p) \sin(js_p) \quad (4)$$

s 为标量且 $s \in (-\infty, +\infty)$, $\{\omega_i\}$ 为参数, x_i 所定义的整数频率, 对 $y = f(s)$ 进行傅里叶变化, 在公式(2)中通过对 s 在取值范围为 $[-\pi, +\pi]$ 中等间距取值, 结果输入模型进行运行。

$$N_s \text{ 为样本数, } k \in Z = \left\{ -\frac{N_s-1}{2}, \dots, -1, 0, 1, \dots, \frac{N_s-1}{2} \right\},$$

将傅里叶级数频谱曲线定义为:

$$A_k = A_k^2 + B_k^2 \quad (5)$$

k 为傅里叶变换参数且 $k \in Z$, $A_{-k} = A_k$, $B_{-k} = B_k$, $A_{-k} = A_k$ 。参数 x_i 变化引起模型方差为:

$$V_i = \sum_{k=Z^0} A_k \omega_i = 2 \sum_{j=1}^{+\infty} A_j \omega_i \quad (6)$$

Z^0 为非零整数, ω_i 是参数 x_i 对应的频率。模型总方差为:

$$V = \sum_{k=Z^0} A_k = 2 \sum_{j=1}^{+\infty} A_j \quad (7)$$

模型总方差可分解为:

$$V = \sum_i V_i + \sum_{i \neq j} V_{ij} + k \sum_{i \neq j \neq m} V_{ijm} + \dots + V_{1,2,\dots,k} \quad (8)$$

V_i 是参数 x_i 变化引起的模型方差, V_{ij} 是参数 x_i 通过 x_j 作用引起的模型方差, $V_{1,2,\dots,k}$ 为参数 x_i 通过 $x_1, x_2, \dots, x_k$ 引起的模型方差。归一化处理后, 参数 x_i 的一阶敏感性系数为:

$$S_i = \frac{V_i}{V} \quad (9)$$

全局敏感性系数为:

$$S_{Ti} = \frac{V - V_{-i}}{V} \quad (10)$$

式(10)中, V_{-i} 表示不包括参数 x_i 的其他所有参数模拟方差之和, 其中 S_i 和 S_{Ti} 是用来判断参数敏感性的标准, 其中 S_i 是参数 x_i 的一阶敏感性系数, S_{Ti} 是参数 x_i 的全局敏感性系数。如果 S_i 的值大于 0.05, 表示该参数对模型的输出具有显著的影响; 如果 S_{Ti} 的值大于 0.10, 表示该参数对模型的输出具有很强的全局影响; 如果 $S_i + S_{Ti}$ 的值大于 0.15, 则表明该参数对模型的输出具有很强的局部和全局影响, 是需要重点关注的参数。这些标准是 DEJONGE 等^[28]提出的, 可用于帮助分析师确定哪些参数对模型输出最敏感, 以便优化参数并改进模型。

1.3.2 粒子群智能优化方法 粒子群算法(PSO)是一种基于群体智能的优化算法, 通过模拟鸟群或鱼群等群体行为, 寻找最优解^[29]。每个粒子代表一个解决方案, 在搜索空间中根据个人和全局最优位置不断更新自身的速度和位置。更新规则包括以下几个步骤: (1) 根据个人最佳位置和全局最佳位置, 计算粒子的速度变化。(2) 根据速度变化更新粒子的位置。(3) 计算新位置的适应度函数值, 并将其与个人最佳位置和全局最佳位置进行比较, 更新它们。(4) 通过反复执行上述步骤, PSO 算法可以不断优化粒子的位置和适应度函数值, 从而找到最优解。

$$\text{适应度函数 } H_x = \sum \min(Y_{\text{meas}} - Y_{\text{sim}})$$

H_x 表示粒子的适应度函数, Y_{meas} 为 2000—2018 年春小麦产量实测值, Y_{sim} 为 APSIM 模型模拟的

2000—2018 年春小麦产量模拟值。

PSO 算法数学表示如下:

D 维搜索空间中, 有 m 个粒子, 其中第 i 个粒子的位置是 $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 其速度为 $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, $i = 1, 2, \dots, m$ 。记第 i 个粒子搜索到的最优位置为 $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 整个粒子群搜索到的最优位置为 $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ 。

在每个迭代步骤中, 粒子的速度和位置会按照以下公式进行更新^[30]。

$$v_{id}(t+1) = w \times v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id} - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (p_{gd} - x_{id}(t)) \quad (11)$$

$$x_{id}(t+1) = x_{id}(t) + v_{id}(t+1) \quad (12)$$

式中, $i = 1, 2, \dots, m$; $d = 1, 2, \dots, D$; w 是非负常数, 称为惯性因子; 学习因子 c_1 和 c_2 也是非负常数; r_1 和 r_2 是介于 $[0, 1]$ 之间的随机数; $v_{id} \in [-v_{\max}, v_{\max}]$, $v_{\max}$ 是之前设定的最大速率(边界值), t 为当前迭代次数。

1.3.3 敏感性分析与优化方案 本研究田间试验数据为基础, 试验采用 Simlab2.2 进行 EFAST 全局敏感性分析(图 2)。并使用粒子群智能优化算法进行参数优化(图 3)。在一种面向对象的编程语言—R 语言, 选择 RStudio 为编译环境^[31](<http://www.rproject.org/>)编写程序使得 APSIM 模型可以自动运行, 具体实施方案:

(1) 根据研究区 1971—2018 年的气象数据、作物、土壤、田间管理等数据, 搭建 APSIM 模拟平台。

(2) 在 Simlab 软件中输入籽粒生长模型参数范围(表 2), 并在 Simlab 软件中设置参数均匀分布。

(3) 利用 Simlab 软件自带的蒙特卡洛法在参数范围内进行均匀分布随机取样, 生成数据集, 在 EFAST 法中参数的样本数要大于等于参数个数的 65 倍。所以本研究共产生 $32 \times 65 = 2080$ 组数据集。在 5 个增温梯度下, 共用同一组数据集进行模拟试验。

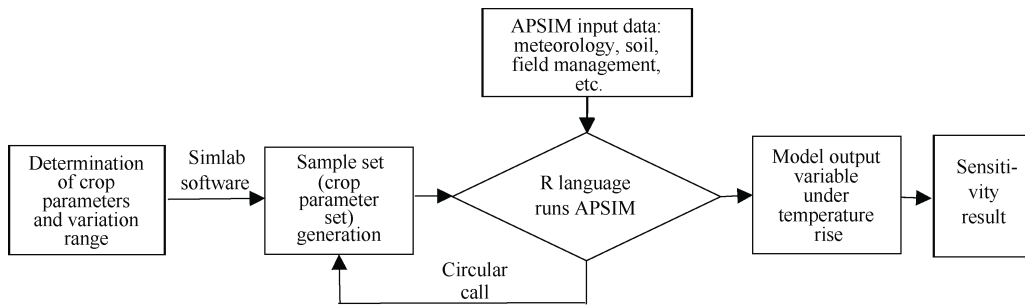


图 2 敏感性分析流程图

Fig. 2 Flow chart of sensitivity analysis

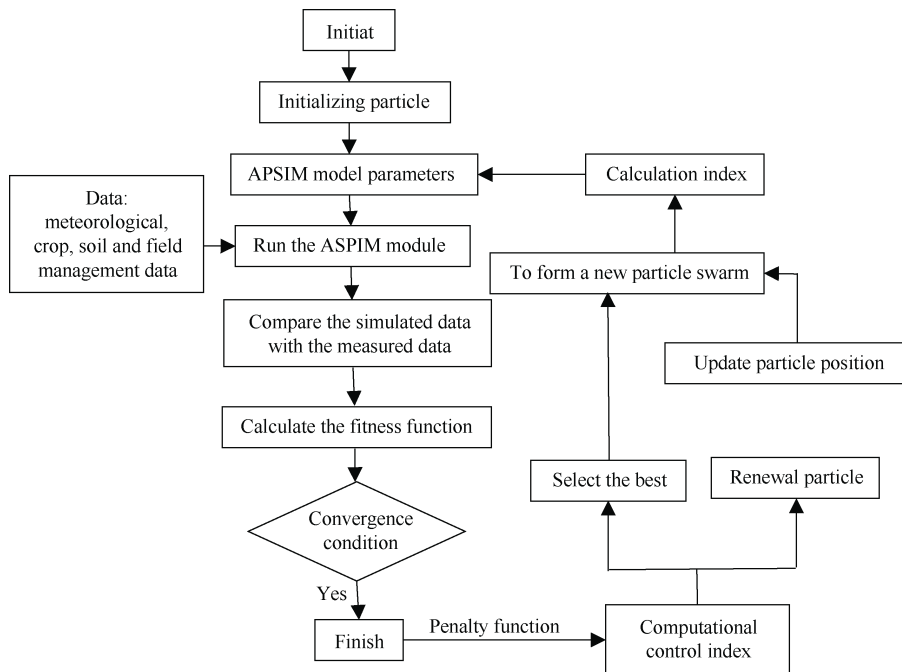


图 3 利用粒子群算法校准 APSIM 模型参数流程图

Fig. 3 Flow chart of APSIM model parameter calibration using particle swarm optimization algorithm

(4) 将 Simlab 产生的数据集利用 RStudio 写入 wheat.xml 文件中并运行, 整理模拟产生的产量。

(5) 将模拟产生的结果整理成 Simlab 软件可识别的格式, 并利用 Simlab 进行敏感性分析得到一阶敏感性指数和全局敏感性指数。

(6) 对在各个增温梯度下均对产量敏感参数进行粒子群优化。如图 3 所示, 首先进行粒子初始化, 生成 APSIM 模型的初始参数。在气象、土壤和田间管理等数据的驱动下, 运行 APSIM 模型, 并计算出模型参数的产量和适应度值。通过惩罚函数计算适

应度值, 更新粒子群的位置和速度, 生成新的模型参数组合。反复进行上述操作, 直到达到收敛标准, 得到校准后的作物模型参数, 其对应的适应度值最小。

1.4 模拟试验设计及待优化参数选择

1.4.1 模拟试验设计 据第 15 次联合国政府间气候变化专门委员会 (IPCC) 的报告, 在未来的 2081—2100 年极端气候情况下, 我国西北地区气温变化将上升 $1.5 \sim 2^{\circ}\text{C}$ [32]。模拟试验气候变化场景构建时, 降水、太阳辐射按照自然情况, 温度变化范围为 $0 \sim 2^{\circ}\text{C}$,

表 2 选择参数的上下限及分布和模型输出

Table 2 Upper and lower limits and distribution of parameters and model output

参数名称 Parameter	下限值 Lower bound	上限值 Upper bound
每克茎籽粒数量 Grains per gram stem (GGS) (grain g^{-1})	10	40
灌浆期籽粒日潜在灌浆速率 Potential grain filling rate (PGFR) ($\text{g grain}^{-1} \text{d}^{-1}$)	0.001	0.004
开花到灌浆期籽粒日潜在灌浆速率 Potential grain growth rate (PGR) ($\text{g grain}^{-1} \text{d}^{-1}$)	0.0005	0.0015
日潜在籽粒氮积累速率 Potential grain n filling rate (PGNFR) ($\text{g grain}^{-1} \text{d}^{-1}$)	0.000,027,5	0.000,082,5
籽粒氮日积累速率下限 Minimum grain n filling rate (MFR) ($\text{g grain}^{-1} \text{d}^{-1}$)	0.000,007,5	0.000,022,5
谷粒氮限制灌浆因子 n fact grain (NFG) (-)	0	1
最小叶氮浓度 y n conc min leaf (YML) (g g^{-1})	0	0.02
临界叶氮浓度 y n conc crit leaf (YCL) (g g^{-1})	0	0.06
最小茎氮浓度 YMS (YMS YMS) (g g^{-1})	0	0.02
临界茎氮浓度 y n conc crit stem (YCS) (g g^{-1})	0	0.05
作物水分需求 eo crop factor default (EFD) (-)	0.75	2.25
单株最大籽粒质量 MGS (Max grain size) (g)	0.02	0.06
分蘖重 Dm tiller max (DTM) (g)	0.6	1.8
单株重 X stem wt (XSW) (g)	2	8
株高 Y height (YH) (mm)	500	1500
穗粒数 Grain num coeff (GNC) (-)	10	50
出苗到拔节积温 tt end of juvenile (TOJ) ($^{\circ}\text{C d}$)	200	600
拔节到开花积温 tt floral initiation (TFI) ($^{\circ}\text{C d}$)	250	800
开花到灌浆积温 tt flowering (TF) ($^{\circ}\text{C d}$)	60	180
灌浆到成熟积温 tt start grain fill (TGF) ($^{\circ}\text{C d}$)	200	900
作物春化敏感性指数 Vern sens (VS) (-)	0	5
作物光周期敏感性指数 Photop sens (PS) (-)	0	5
辐射利用效率 Rue (y rue) (RYR) (g MJ^{-1})	1.1160	1.3640
消光系数 K (y extinct coef) (K) (-)	0	1
日平均温度影响灌浆速率 x temp grainfill (XTG) (-)	0	1
缺氮对光合作用的影响倍数 N fact photo (NFPO) (-)	0.75	2.25
物候的氮限制因子 N fact pheno (NFPE) (-)	50	150
光合叶片老化的水分胁迫斜率 sen rate water (SRW) (-)	0.05	0.15
遮阴导致的叶面积老化敏感性参数 sen light slope (SLS) (-)	0.001	0.003
遮阴导致老化的最大叶面积指数 lai sen light (LSL) ($\text{m}^2 \text{m}^{-2}$)	3.5	10.5
植物开始的叶面积 initial tpla (IT) (mm^2)	100	300
最大比叶面积 y sla max (YSM) ($\text{mm}^2 \text{g}^{-1}$)	22,000	45,000

梯度以 0.5℃ 为间隔。在 5 个增温梯度下, 模拟旱地春小麦籽粒生长状况, 进行参数集为 32×65=2080 的敏感性分析及在各个增温条件下均敏感参数的优化。

1.4.2 待优化参数选择 依据春小麦生长理论, 参考 Zhao 等^[11]、米荣娟等^[33]、Zheng 等^[34]关于 APSIM 模型中籽粒生长生理生态事件的描述, 基于 APSIM 的旱地春小麦籽粒生长待优化参数见表 2, 参数取值范围根据 Zheng 等^[34]设置的默认值上下浮动±50%。

1.5 模型验证方法

通过实测值与模拟值之间的均方根误差 (RMSE)、归一化均方根误差(NRMSE)和模型有效性指数(M_E)来检验模型, RMSE 和 NRMSE 值越小, 实测值与模拟值误差越小, 拟合度越好^[35-36]。模型有效性指数(M_E)用以检验模拟精度, 其值越接近 1, 模型拟合程度和稳定性越好。

$$\text{NRMSE} = 100 \sqrt{\frac{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{\text{obs}} - Y_{\text{sim}})^2}{Y_{\text{mean}}}} \quad (13)$$

$$M_E = 1 - \frac{\sum (Y_{\text{obs}} - Y_{\text{sim}})^2}{\sum (Y_{\text{obs}} - Y_{\text{mean}})^2} \quad (14)$$

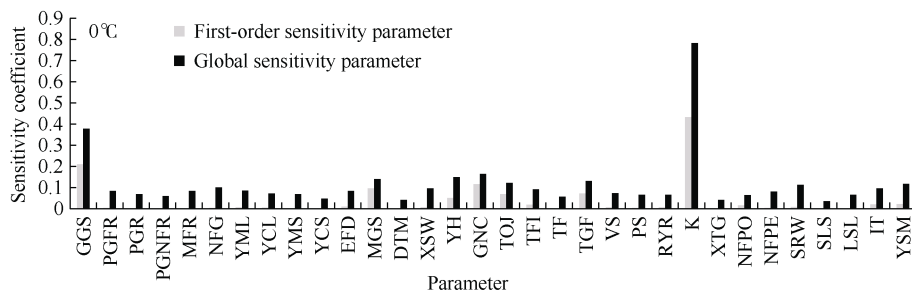


图 4 0℃下产量参数敏感性系数

Fig. 4 Coefficient of yield parameters at 0℃

GGS: 每克茎籽粒数量; PGFR: 灌浆期籽粒日潜在灌浆速率; PGR: 开花到灌浆期籽粒日潜在灌浆速率; PGNFR: 日潜在籽粒氮积累速率; MFR: 籽粒氮日积累速率下限; NFG: 谷粒氮限制灌浆因子; YML: 最小叶氮浓度; YCL: 临界叶氮浓度; YMS: 最小茎氮浓度; YCS: 临界茎氮浓度; EFD: 作物水分需求; MGS: 单株最大籽粒质量; DTM: 分蘖重; XSW: 单株重; YH: 株高; GNC: 穗粒数; TOJ: 出苗到拔节积温; TFI: 拔节到开花积温; TF: 开花到灌浆积温; TGF: 灌浆到成熟积温; VS: 作物春化敏感性指数; PS: 作物光周期敏感性指数; RYR: 辐射利用效率; K: 消光系数; XTG: 日平均温度影响灌浆速率; NFPO: 缺氮对光合作用的影响倍数; NFPE: 物候的氮限制因子; SRW: 光合叶片老化的水分胁迫斜率; SLS: 遮阴导致的叶面积老化敏感性参数; LSL: 遮阴导致老化的最大叶面积指数; IT: 植物开始的叶面积; YSM: 最大比叶面积。

GGS: the number of seeds per gram of stem; PGFR: potential daily grain filling rate during filling period; PGR: potential daily grain filling rate from flowering to filling; PGNFR: potential daily grain nitrogen accumulation rate; MFR: the lower limit of daily nitrogen accumulation rate; NFG: grain nitrogen limiting grout factor; YML: the minimum leaf nitrogen concentration; YCL: the critical leaf nitrogen concentration; YMS: the minimum stem nitrogen concentration; YCS: critical stem nitrogen concentration; EFD: crop water requirement; MGS: the maximum grain mass per plant; DTM: the tiller weight; XSW: weight per plant; YH: plant height; GNC: the number of grains per spike; TOJ: the accumulated temperature from seedling emergence to jointing; TFI: accumulated temperature from jointing to flowering; TF: temperature from flowering to grouting; TGF: accumulated temperature from grouting to maturity; VS: crop vernalization sensitivity index; PS: crop photoperiod sensitivity index; RYR: radiation utilization efficiency; K: extinction coefficient; XTG: the daily average temperature affects the grouting rate; NFPO: the influence factor of nitrogen deficiency on photosynthesis; NFPE: phenological nitrogen limiting factor; SRW: water stress slope of photosynthetic leaf aging; SLS: sensitivity parameter of leaf area aging caused by shading; LSL: the maximum leaf area index of shading induced aging; IT: the starting leaf area of the plant; YSM: the maximum specific leaf area.

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{\text{obs}} - Y_{\text{sim}})^2} \quad (15)$$

式中, Y_{obs} 为田间实验测量的实测值; Y_{sim} 为 APSIM 模型的模拟值; Y_{mean} 为田间实验测量的平均值。

2 结果与分析

2.1 敏感性分析结果

Simlab 敏感性分析 APSIM 的籽粒生长模型参数得到模型输出结果, 对各参数进行一阶敏感性指数和全局敏感性指数进行分析, 其中, 一阶敏感性参数 $S_i > 0.05$, 全局敏感性参数 $S_{Ti} > 0.1$, 视为敏感性参数。

图 4 为模型在增温 0℃ 条件下模拟的春小麦产量对籽粒生长模型参数敏感性分析, 其中对春小麦产量敏感的一阶敏感性参数有 7 个: 在增温 0℃ 条件下对春小麦产量的敏感程度为: 消光系数(K)>每克茎籽粒数量(GGS)>穗粒数(GNC)>单株最大籽粒质量(MGS)>灌浆到成熟积温(TGF)>出苗到拔节积温(TOJ)>株高(YH)。敏感性参数的值分别为 0.433、0.378、0.116、0.096、0.0716、0.0684 和 0.051, 春小麦产量对其他籽粒生长模型参数在增温 0℃ 条件下—阶敏感性指数均小于 5%。

其中对春小麦产量敏感的全局敏感性参数有 9 个, 在增温 0°C 条件下对春小麦产量的敏感程度为: 消光系数(K)>穗粒数(GNC)>每克茎籽粒数量(GGS)>株高(YH)>单株最大籽粒质量(MGS)>灌浆到成熟积温(TGF)>出苗到拔节积温(TOJ)>最大比叶面积(YSM)>光合叶片老化的水分胁迫斜率(SRW)。敏感性参数对春小麦产量的贡献指数为 0.883、0.210、0.159、0.148、0.141、0.132、0.121、0.118 和 0.114, 春小麦产量对其他籽粒生长模型参数在增温 0°C 条件下全局敏感性指数均小于 10%。

图 5 为模型在增温 0.5°C 条件下模拟的春小麦产量对籽粒生长模型参数敏感性分析, 其中对春小麦产量敏感的一阶敏感性参数有 7 个: 在增温 0.5°C 条件下敏感性参数对春小麦产量的敏感程度为: 消光系数(K)>每克茎籽粒数量(GGS)>出苗到拔节积温(TOJ)>灌浆到成熟积温(TGF)>单株最大籽粒质量

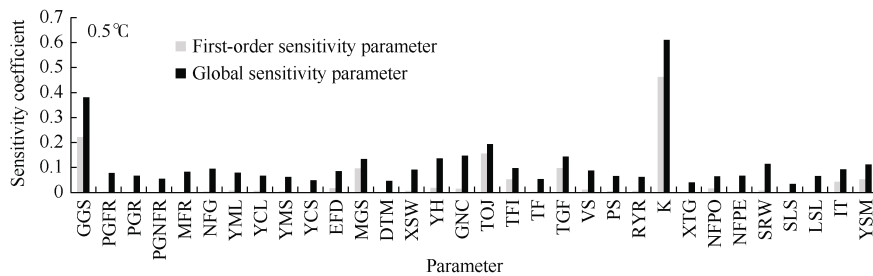


图 5 0.5°C 产量参数敏感性系数

Fig. 5 Sensitivity coefficient of yield parameters at 0.5°C

缩写同图 4。Abbreviations are the same as those given in Fig. 4.

图 6 为模型在增温 1°C 条件下模拟的春小麦产量对籽粒生长模型参数敏感性分析, 其中对春小麦产量敏感的一阶敏感性参数有 8 个, 在增温 1°C 条件下对春小麦产量的敏感程度为: 消光系数(K)>每克茎籽粒数量(GGS)>灌浆到成熟积温(TGF)>出苗到拔节积温(TOJ)>单株最大籽粒质量(MGS)>最大比叶面积(YSM)>作物水分需求(EFD)>拔节到开花积温(TFI)。敏感性参数的值分别为 0.498、0.232、0.098、0.077、0.068、0.066、0.055 和 0.054, 春小麦产量对其他籽粒生长模型参数在 1°C 条件下一阶敏感性指数均小于 5%。

春小麦产量对籽粒生长模型参数全局敏感性分析, 其中对春小麦产量敏感的全局敏感性参数有 12 个, 在增温 1°C 条件下对春小麦产量的敏感程度为: 消光系数(K)>每克茎籽粒数量(GGS)>灌浆到成熟积温(TGF)>单株最大籽粒质量(MGS)>出苗到拔节积温(TOJ)>拔节到开花积温(TFI)>穗粒数(GNC)>株高(YH)>作物水分需求(EFD)>光合叶片老化的水分

(MGS)>最大比叶面积(YSM)>拔节到开花积温(TFI)。敏感性参数的值分别为 0.463、0.221、0.157、0.097、0.096、0.052 和 0.051, 春小麦产量对其他籽粒生长模型参数在增温 0.5°C 条件下一阶敏感性指数均小于 5%。

春小麦产量对籽粒生长模型参数的全局敏感性分析, 其中对春小麦产量敏感的全局敏感性参数有 9 个: 在增温 0.5°C 条件下对春小麦产量的敏感程度为: 消光系数(K)>每克茎籽粒数量(GGS)>出苗到拔节积温(TOJ)>穗粒数(GNC)>灌浆到成熟积温(TGF)>株高(YH)>单株最大籽粒质量(MGS)>光合叶片老化的水分胁迫斜率(SRW)>最大比叶面积(YSM)。敏感性参数对春小麦产量的贡献为 0.611、0.381、0.193、0.147、0.144、0.136、0.133、0.115 和 0.113。春小麦产量对其他籽粒生长模型参数在增温 0.5°C 条件下全局敏感性指数均小于 10%。

胁迫斜率(SRW)>最大比叶面积(YSM)>作物春化敏感性指数(VS)。敏感性参数对春小麦产量的贡献为 0.637、0.387、0.197、0.163、0.146、0.136、0.129、0.128、0.124、0.119、0.110 和 0.103, 春小麦产量对其他籽粒生长模型参数在增温 1°C 条件下全局敏感性指数均小于 10%。

图 7 为模型在增温 1.5°C 条件下模拟的春小麦产量对籽粒生长模型参数敏感性分析, 其中对春小麦产量敏感的一阶敏感性参数有 7 个: 在增温 1.5°C 条件下敏感性参数对春小麦产量的敏感程度为消光系数(K)>每克茎籽粒数量(GGS)>出苗到拔节积温(TOJ)>灌浆到成熟积温(TGF)>作物水分需求(EFD)>单株最大籽粒质量(MGS)>拔节到开花积温(TFI)>最大比叶面积(YSM)。敏感性参数的值分别为 0.576、0.23、0.093、0.079、0.076、0.064、0.058 和 0.056, 春小麦产量对其他籽粒生长模型参数在增温 1.5°C 条件下一阶敏感性指数均小于 5%。

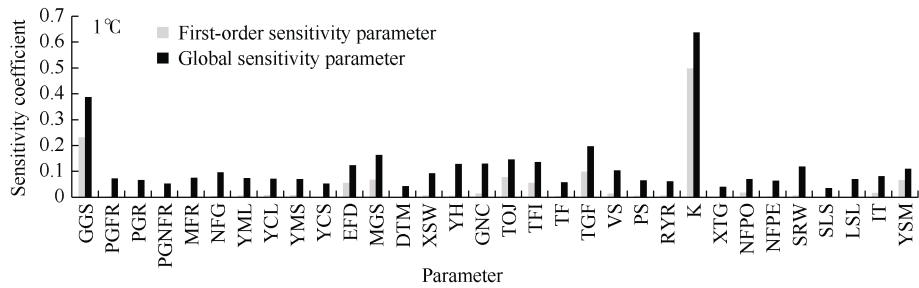


图 6 1℃下产量参数敏感性系数

Fig. 6 Sensitivity coefficient of yield parameters at 1℃

缩写同图 4。Abbreviations are the same as those given in Fig. 4.

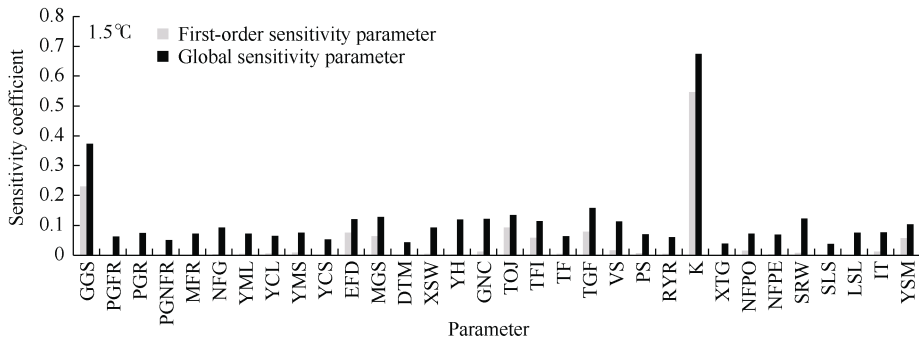


图 7 1.5℃下产量参数敏感性系数

Fig. 7 Sensitivity coefficient of yield parameters at 1.5℃

缩写同图 4。Abbreviations are the same as those given in Fig. 4.

春小麦产量对籽粒生长模型参数的全局敏感性分析, 其中对春小麦产量敏感的一阶敏感性参数有 11 个: 在增温 1.5℃条件下敏感性参数对春小麦产量的敏感程度为: 消光系数(K)>每克茎籽粒数量(GGS)>灌浆到成熟积温(TGF)>出苗到拔节积温(TOJ)>单株最大籽粒质量(MGS)>光合叶片老化的水分胁迫斜率(SRW)>穗粒数(GNC)>作物水分需求(EFD)>株高(YH)>拔节到开花积温(TFI)>作物春化敏感性指数(VS)。敏感性参数对春小麦产量的贡献为 0.674、0.373、0.158、0.34、0.128、0.123、0.122、0.120、0.119、0.114 和 0.113, 春小麦产量对其他籽粒生长模型参数在增温 1.5℃条件下全局敏感性指数均小于 10%。

图 8 为模型在增温 2℃下模拟的春小麦产量对籽粒生长模型参数敏感性分析, 其中对春小麦产量敏感的一阶敏感性参数有 8 个: 在增温 2℃条件下敏感性参数对春小麦产量的敏感程度为: 消光系数(K)>每克茎籽粒数量(GGS)>作物水分需求(EFD)>灌浆到成熟积温(TGF)>出苗到拔节积温(TOJ)>单株最大籽粒质量(MGS)>最大比叶面积(YSM)>拔节到开花积温(TFI)>作物春化敏感性指数(VS)。敏感性参数的值分别为 0.550、0.122、0.084、0.075、0.069、

0.062、0.058、0.055 和 0.051, 春小麦产量对其他籽粒生长模型参数在增温 2℃条件下一阶敏感性指数均小于 5%。

春小麦产量对籽粒生长模型参数的全局敏感性分析, 其中对春小麦产量敏感的一阶敏感性参数有 12 个: 在增温 2℃条件下敏感性参数对春小麦产量的敏感程度为: 消光系数(K)>每克茎籽粒数量(GGS)>作物水分需求(EFD)>灌浆到成熟积温(TGF)>作物春化敏感性指数(VS)>单株最大籽粒质量(MGS)>穗粒数(GNC)>光合叶片老化的水分胁迫斜率(SRW)>出苗到拔节积温(TOJ)>株高(YH)>拔节到开花积温(TFI)>最大比叶面积(YSM)。敏感性参数对春小麦产量的贡献为 0.673、0.190、0.173、0.172、0.134、0.132、0.123、0.121、0.119、0.113、0.106 和 0.105, 春小麦产量对其他籽粒生长模型参数在增温 2℃条件下全局敏感性指数均小于 10%。

2.2 参数优化前后对比变化

根据敏感性分析结果, 各个增温条件下对春小麦产量均敏感的参数是消光系数、每克茎籽粒数量、穗粒数、单株最大籽粒质量、灌浆到成熟积温、出苗到拔节积温、株高、最大比叶面积、光合叶片老化的水分胁迫斜率。利用 R 语言运行 APSIM 模型对各个

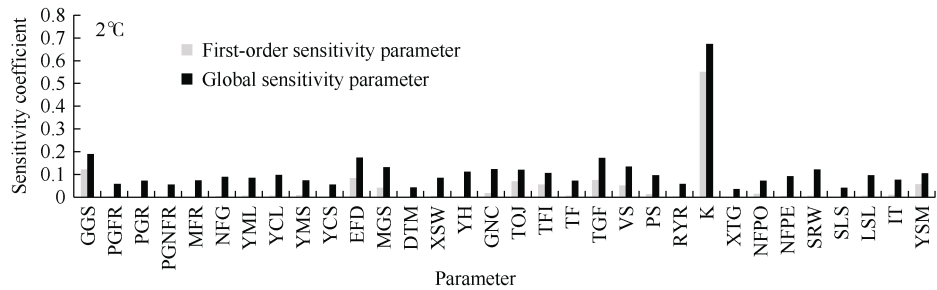


图 8 2℃下产量参数敏感性系数

Fig. 8 Sensitivity coefficient of yield parameters at 2℃

缩写同图 4。Abbreviations are the same as those given in Fig. 4.

表 3 APSIM 模型春小麦参量相关参数的初值

Table 3 Initial values of spring wheat parameters related to APSIM model

参数 Parameter	初值 Initial value	优化值 Optimized value
每克茎籽粒数量 Grains per gram stem (GGS) (grain g ⁻¹)	24	26
单株最大籽粒质量 Max. grain size (MGS) (g)	0.04	0.046
株高 Y height (YH) (mm)	1000	1013.81
穗粒数 Grain num coeff (GNC) (-)	30	28
出苗到拔节积温 tt end of juvenile (TOJ) (°C d)	400	360.44
灌浆到成熟积温 tt start grain fill (TGF) (°C d)	550	589.91
消光系数 K y extinct coef (K) (-)	0.50	0.45
光合叶片老化的水分胁迫斜率 sen rate water (SRW) (-)	0.10	0.11
最大比叶面积 y sla max (YSM) (mm ² g ⁻¹)	26,000	24,317.50

温度梯度下均敏感的参数进行优化,以李广等^[18]穷举试错法得到的参数值以及使用试错法的参数值作为初值,进行优化。参数优化前后结果如表 3 所示,参与优化的 9 参数均为均一分布,在优化过程中,据何亮等^[35]研究,对于待优化参数给予±10%上下波动。

在自然降水、自然温度和施氮为 105 kg hm⁻² 条件下,对研究区黄土丘陵区 2014—2018 年旱地春小麦产量在参数优化前后模拟值与实测值之间的关系如图 9 所示。参数优化前后,模拟产量均分布在 -15%~15% 的误差线内,尤其是参数优化后,模拟值的趋势线更趋于 1:1 线,表现出很好的一致性。

为了进一步检验参数优化后模拟值与实测值之间的拟合程度,对安家沟村 2014—2018 年田间实测产量进行相关分析,采用 RMSE、NRMSE 及 ME 对多年产量田间实测值与模型模拟值拟合程度进行分析,可以发现试验点模型有效性指数(M_E)有所提高,从 0.898 提高到 0.988,均方根误差(RMSE)明显减小,从 141.69 kg hm⁻² 减小到 48.51 kg hm⁻²;归一化均方根误差(NRMSE)也有明显减小,从 8.39%减小到 2.87%,表明参数优化后模型模拟值与实测值之间误差更小。由此可知,相较于 APSIM 平台参

数率定常用的穷举试错法,利用 PSO 算法对基于 APSIM 的旱地春小麦产量形成模型参数进行优化,能够使模型更准确地模拟黄土丘陵区旱地春小麦产量的形成。

2.3 优化产量敏感参数模型拟合度

为了更进一步验证产量敏感参数优化后模拟值与实测值的拟合程度,选择灌浆期前后生育期对产量影响较大的时期进行研究。将分别研究开花期和

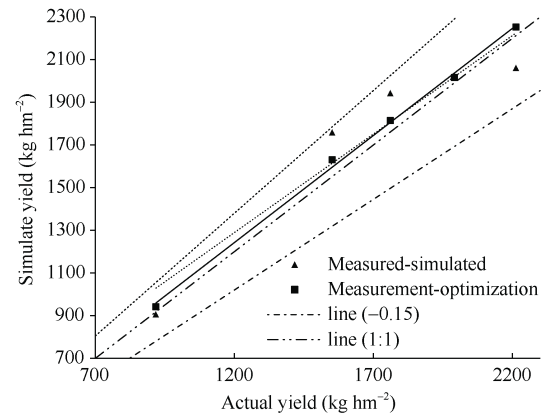


图 9 春小麦产量模拟值、优化值与实测值线性拟合

Fig. 9 Linear fitting of simulated value, optimized value, and measured value of spring wheat yield

灌浆期,在这些时期产量的模拟值在参数优化前后与实测值之间的关系。使用均方根误差(RMSE)、归一化均方根误差(NRMSE)和试验点模型有效性指数(M_E)等方法对 2014—2018 年籽粒干物质田间实测值与模型模拟值的拟合程度进行分析。在开花期模型有效性指数从 0.894 提高到 0.979,均方根误差从 13.50 kg hm^{-2} 减小到 5.99 kg hm^{-2} ,归一化均方根误差也从 4.94% 减小到 2.19%。在灌浆期模型有效性指数从 0.893 提高到 0.981,均方根误差从 $183.17 \text{ kg hm}^{-2}$ 减小到 69.44 kg hm^{-2} ,归一化均方根误差也从 10.92% 减小到 4.65%。因为成熟期籽粒干物质与产量一致。在图 10 中,可以看到在参数优化前,模拟值和实测值之间存在一定差异,特别是在灌浆期和成熟期,模拟值与实测值之间的偏差相对较大。然而,在参数优化后,优化后的模拟值与实测值之间的拟合程度得到了明显地提高,优化后的模拟值更加接近实测值。这表明,通过优化产量敏感参数,可以提高模型的预测准确性,更好地模拟春小麦生长和产量变化。

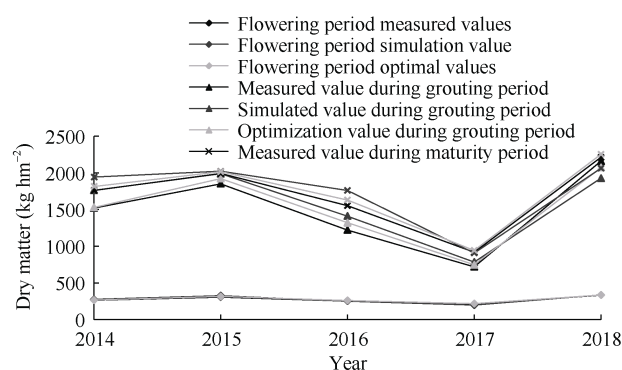


图 10 生育期春小麦干物质模拟检验结果

Fig. 10 Dry matter simulation test results of spring wheat at growth stage

3 讨论

本研究选取扩展傅里叶检测方法(EFAST)对 5 个增温梯度(0°C , $+0.5^\circ\text{C}$, $+1.0^\circ\text{C}$, $+1.5^\circ\text{C}$, $+2.0^\circ\text{C}$)下 APSIM 模型籽粒干物质生长子模型的 32 个参数进行敏感性分析。选出各个增温梯度下对春小麦产量均有影响的参数进行优化处理,利用 PSO 算法得到参数的优化值。选取 2014—2018 年的产量对试验数据进行验证,优化前后 5 年的产量模拟值均在误差范围内,说明 APSIM 模型可以较好的模拟定西 42 在模型籽粒生长模型参数对春小麦产量的影响。

3.1 温度升高下产量敏感性分析

春小麦产量受到多个因素的影响,在不同温度

阶段下,不同参数的敏感性也有所不同。据研究表明,各温度梯度下春小麦产量均有较高敏感性的籽粒生长模型参数包括消光系数、每克茎籽粒数量、穗粒数、单株最大籽粒质量、灌浆到成熟积温、出苗到拔节积温、株高、最大比叶面积和光合叶片老化的水分胁迫斜率。这与人对 APSIM 模型参数敏感性研究结果基本相同^[11-12,22]。消光系数与产量呈正相关,数值在 0 到 1 之间,消光系数越大,表明春小麦冠层对太阳辐射的利用率越高,光合速率上升,春小麦干物质积累越多,春小麦产量将会增加^[38];每克茎籽粒数量和单株最大籽粒质量是构成春小麦产量的基本要素,产量在 APSIM 中是春小麦籽粒数和籽粒重的乘积^[11];穗粒数与产量成正比,春小麦产量由亩穗数、穗粒数和粒重三方面直接决定^[39];灌浆到成熟积温和出苗到拔节积温对春小麦生长十分重要,积温越高,干物质越多,有利于返青后籽粒干物质积累和产量的形成,在春小麦灌浆和成熟期,积温将会影响春小麦干物质的积累,而籽粒形成与春小麦在各阶段干物质积累有着直接的关系,籽粒形成将会影响产量的高低,出苗到拔节积温影响春小麦拔节时长,进而影响春小麦整个生育期的长短^[40-41];株高对春小麦的光合作用有着重要的作用,增加植株间通风程度,促进籽粒干物质积累,合理的株高是春小麦抗倒伏的重要方式,以实现春小麦的增产^[42];最大比叶面积与春小麦生长过程中碳生产相关的叶面积有关,而叶面积是春小麦生长过程中重要的指标,它与最大比叶面积、光合作用的有效面积和产量密切相关。叶面积的大小影响春小麦的光合特性、籽粒产量以及群体结构和冠层结构。因此,在春小麦的栽培和育种实践中,叶面积是一个重要的监测指标^[43];光合叶片老化的水分胁迫斜率与土壤水分缺失有关,在植物生长过程中,水分胁迫会对植物光合产生气孔限制和非气孔限制,导致植物的光合作用下降,影响植物的正常生长^[44]。

温度对春小麦产量生长敏感参数有重要影响。当温度从 0°C 升高到 0.5°C 时,籽粒生长模型参数对春小麦产量生长敏感参数保持一致。然而,当温度升高到 1°C 、 1.5°C 和 2°C 时,敏感性参数均增加了作物的水分需求、拔节到开花积温和春化敏感性指数。当温度升高时,作物需要更多的水分来保持生长发育的正常进行,以减轻温度升高对春小麦产量的负面影响。且当土壤缺水时,作物的生长和发育将受到不利影响,特别是对于营养器官对氮素的吸收、

花后氮素转运和其对籽粒氮的贡献率等方面。这将导致春小麦的营养器官无法在花前贮存足够的氮素, 从而降低籽粒中的氮素积累量, 最终影响春小麦的生长和产量。此外, 温度升高也会影响土壤中水分的蒸发和蒸腾速率, 使土壤中的水分更容易流失, 这也会增加作物对水分的需求^[45]; 随着温度升高, 春小麦生长速度加快, 相应的拔节和开花时间也会提前。导致拔节到开花的积温期缩短, 在高温条件下, 蒸腾速率增加, 水分蒸发速度加快, 导致土壤水分蒸发加快, 增加了春小麦生长中的水分胁迫风险。当土壤水分不足时, 积温对产量的影响可能会更加显著^[46-47]; 作物的春化指一、二年生种子作物在苗期需要经受一段低温时期, 才能开花结实的现象, 温度升高会加速春化物质的分解和消耗, 增加春小麦的生长速度, 缩短生长周期, 导致春小麦在低温条件下积累春化物质的时间减少, 提前进入开花期, 进而影响产量^[48-49]。

3.2 PSO 参数优化

根据敏感性分析结果, 对各个温度下均对春小麦产量敏感的 9 个参数(分别为消光系数、每克茎籽粒数量、穗粒数、单株最大籽粒质量、灌浆到成熟积温、出苗到拔节积温、株高、最大比叶面积、光合叶片老化的水分胁迫斜率)进行 PSO 算法优化。在自然条件下, 选取 2014—2018 年的产量对试验数据进行模拟验证, 结果表明 5 年的值均在误差范围内, 且优化后的模拟值均方根误差平均值由 $141.69 \text{ kg hm}^{-2}$ 减小到 48.51 kg hm^{-2} , 归一化均方根误差平均值由 8.39% 减小到 2.87%, 模型有效性指数平均值由 0.898 提高到 0.988。在开花期和灌浆期春小麦籽粒干物质, 模型有效性指数分别从 0.894、0.893 提高到 0.979、0.981, 均方根误差分别从 13.50 kg hm^{-2} 、 $183.17 \text{ kg hm}^{-2}$ 减小到 5.99 kg hm^{-2} 、 69.44 kg hm^{-2} , 归一化均方根误差分别从 4.94%、10.92% 减小到 2.19%、4.65%。表明优化后的参数可以更好的模拟定西地区旱地春小麦籽粒干物质生长。

根据敏感性分析和 PSO 算法优化结果, 在对定西地区使用 Apsim 模型进行调参时, 应先将各个温度下均对春小麦产量敏感参数校准, 对产量影响较小的输入参数默认值, 可实现对 APSIM 模型旱地春小麦籽粒生长模型参数的快速、准确及高效估算, 可以减少调参时间。本研究通过对不同温度下春小麦籽粒生长参数对产量的敏感性分析, 确定了对产量影响较大的 9 个参数, 并使用粒子群优化算法对这些参

数进行了优化。可以帮助农民和农业专家更好地了解春小麦生长的关键因素, 优化农业生产过程, 提高春小麦产量和质量, 促进农业可持续发展。此外, 这项研究也为使用模型进行预测和决策提供了重要参考。通过根据敏感性分析和优化结果校准模型参数, 可以更准确地模拟春小麦在不同温度条件下的生长和产量变化, 为农业生产提供科学依据和指导。

4 结论

本研究使用 EFAST、粒子群算法和 APSIM 模型, 对春小麦籽粒生长模型参数中的参数进行敏感性分析和粒子群优化。通过敏感性分析得到在各个温度梯度下均对春小麦产量敏感的 9 个参数, 分别为消光系数、每克茎籽粒数量、穗粒数、单株最大籽粒质量、灌浆到成熟积温、出苗到拔节积温、株高、最大比叶面积和光合叶片老化的水分胁迫斜率, 并对这 9 个参数进行优化, 优化后的模拟值误差明显降低, 提高了模型的有效性指数。该方法为改善模型参数率定过程提供了有效的解决方案, 并为 APSIM 模型的精确模拟和区域化提供了理论基础。

References

- [1] Jin X, Li Z, Nie C, Xu X, Feng H, Guo W, Wang J. Parameter sensitivity analysis of the AquaCrop model based on extended fourier amplitude sensitivity under different agro-meteorological conditions and application. *Field Crops Res*, 2018, 226: 1–15.
- [2] Wang J, Li X, Lu L, Fang F. Parameter sensitivity analysis of crop growth models based on the extended Fourier Amplitude Sensitivity Test method. *Environ Mod Software*, 2013, 48: 171–182.
- [3] 崔颖, 蔺宏宏, 谢云, 刘素红. AquaCrop 模型在东北黑土区作物产量预测中的应用研究. *作物学报*, 2021, 47: 159–168.
Cui Y, Lin H H, Xie Y, Liu S H. Application of AquaCrop model to crop yield prediction in black soil region of northeast China. *Acta Agron Sin*, 2011, 47: 159–168 (in Chinese with English abstract).
- [4] 崔金涛, 丁继辉, Yesilekin N, 邓升, 邵光成. 基于 EFAST 的 CERES-Wheat 模型土壤参数敏感性分析. *农业机械学报*, 2020, 51(12): 276–283.
Cui J T, Ding J H, Yesilekin N, Deng S, Shao G C. Soil parameter sensitivity analysis of CERES-wheat model based on EFAST. *Trans CSAM*, 2020, 51(12): 276–283 (in Chinese with English abstract).
- [5] Saltelli A, Tarantola S, Chan K P S. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output. *Technometrics*, 1999, 41: 39–56.
- [6] Saltell A, Bolado R. An alternative way to compute fourier amplitude sensitivity test (FAST). *Comput SADA*, 1998, 26: 445–460.
- [7] Morris M. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments. *Technometrics*, 2012, 33: 161–174.

- [8] 李美水, 杨晓华. 基于 Sobol 方法的 SWMM 模型参数全局敏感性分析. 中国给水排水, 2020, 36(17): 95–102.
Li M S, Yang X H. Global sensitivity analysis of SWMM model parameters based on Sobol method. *China Water Drain*, 2020, 36(17): 95–102 (in Chinese with English abstract).
- [9] Liu J Z, Liu Z C, Zhu A X, Shen F, Lei Q L, Duan Z. Global sensitivity analysis of the APSIM-Oryza rice growth model under different environmental conditions. *Sci Total Environ*, 2019, 651: 953–968.
- [10] Xing H M, Xiang S Y, Xin G X, Chen Y J, Feng H K, Yang G J, Chen Z X. Global sensitivity analysis of AquaCrop crop model parameters based on EFAST method. *Sci Agric Sin*, 2017, 16: 2444–2458.
- [11] Zhao G, Bryan B A, Song X D. Sensitivity and uncertainty analysis of the APSIM-wheat model: Interactions between cultivar, environmental, and management parameters. *Ecol Mod*, 2014, 279: 1–11.
- [12] 何亮, 赵刚, 靳宁, 庄伟, 于强. 不同气候区和不同产量水平下 APSIM-Wheat 模型的全局敏感性分析. 农业工程学报, 2015, 31(14): 148–157.
He L, Zhao G, Jin N, Zhuang W, Yu Q. Global sensitivity analysis of APSIM-Wheat Model parameters under different climate zones and different yield levels. *Trans CSAE*, 2015, 31(14): 148–157 (in Chinese with English abstract).
- [13] 邓晓垒, 董莉霞, 李广, 聂志刚, 胥建杰, 王钧, 逯玉兰. 西北春麦区 Apsim-Wheat 模型参数全局敏感性分析. 麦类作物学报, 2022, 42: 746–754.
Deng X L, Dong L X, Li G, Nie Z G, Xu J J, Wang J, Lu Y L. Global sensitivity analysis of Apsim-wheat model parameters in Spring wheat region of Northwest China. *J Triticeae Crops*, 2022, 42: 746–754 (in Chinese with English abstract).
- [14] 金梦潇, 田勇, Michele L, 于江, 郑春苗. 基于 Morris、Sobol 和 EFAST 的 LID 设施模型参数全局敏感性分析. 中国农村水利水电, 2022, (6): 104–110.
Jin M X, Tian Y, Michele L, Yu J, Zheng C M. Global Sensitivity analysis of LID facility model parameters based on morris, sobol and EFAST. *China Rural Water Hydrop*, 2022, (6): 104–110 (in Chinese with English abstract).
- [15] Guo D, Olesen J E, Pullens J W M, Guo C, Ma X. Calibrating AquaCrop model using genetic algorithm with multi-objective functions applying different weight factors. *Agron J*, 2021, 113: 1420–1438.
- [16] 庄嘉祥, 姜海燕, 刘蕾蕾, 王芳芳, 汤亮, 朱艳, 曹卫星. 基于个体优势遗传算法的水稻生育期模型参数优化. 中国农业科学, 2013, 46: 2220–2231.
Zhuang J X, Jiang H Y, Liu L L, Wang F F, Tang L, Zhu Y, Cao W X. Rice growth stage model parameter optimization based on individual dominance genetic algorithm. *Sci Agric Sin*, 2013, 46: 2220–2231 (in Chinese with English abstract).
- [17] 沈禹颖, 南志标, Bill B, Michael R, 陈文, 邵新庆. APSIM 模型的发展与应用. 应用生态学报, 2002, 13: 1027–1032.
Shen Y Y, Nan Z B, Bill B, Michael R, Chen W, Shao X Q. Development and application of APSIM model. *Chin J Appl Ecol*, 2002, 13: 1027–1032 (in Chinese with English abstract).
- [18] 李广, 黄高宝, William B, 陈文. APSIM 模型在黄土丘陵沟壑区不同耕作措施中的适用性. 生态学报, 2009, 29: 2655–2663.
Li G, Huang G B, William B, Chen W. Application of APSIM model to different tillage practices in loess Hilly-gully region. *Acta Ecol Sin*, 2009, 29: 2655–2663 (in Chinese with English abstract).
- [19] 李广, 黄高宝. 基于 APSIM 模型的降水量分配对旱地小麦和豌豆产量影响的研究. 中国生态农业学报, 2010, 18: 342–347.
Li G, Huang G B. Study on the effect of precipitation allocation on wheat and pea yield in dry land based on APSIM model. *Chin J Eco-Agric*, 2010, 18: 342–347 (in Chinese with English abstract).
- [20] 李广, 李玥, 黄高宝, 罗珠珠, 王琦, 刘强, 燕振刚, 赵有益. 基于 APSIM 模型旱地春小麦产量对温度和 CO₂ 浓度升高的响应. 中国生态农业学报, 2012, 20: 1088–1095.
Li G, Li Y, Huang G B, Luo Z Z, Wang Q, Liu Q, Yan Z G, Zhao Y Y. Response of spring wheat yield to temperature and CO₂ concentration increase in dryland based on APSIM model. *Chin J Eco-Agric*, 2012, 20: 1088–1095 (in Chinese with English abstract).
- [21] 李广, 黄高宝, 王琦, 罗珠珠. 基于 APSIM 模型的旱地小麦和豌豆水肥协同效应分析. 草业学报, 2011, 20: 151–159.
Li G, Huang G B, Wang Q, Luo Z Z. Analysis of synergistic effect of water and fertilizer on wheat and pea in dry land based on APSIM model. *Acta Pratac Sin*, 2011, 20: 151–159 (in Chinese with English abstract).
- [22] 聂志刚, 李广, 雒翠萍, 马维伟, 代永强. 利用混合蛙跳算法优化基于 APSIM 的旱地小麦产量形成模型参数. 作物学报, 2018, 44: 1229–1236.
Nie Z G, Li G, Luo C P, Ma W W, Dai Y Q. Optimization of yield formation model parameters of dryland wheat based on APSIM by hybrid leapfrog algorithm. *Acta Agron Sin*, 2018, 44: 1229–1236 (in Chinese with English abstract).
- [23] Gaydon D S, Singh B, Wang E, Poulton P L. Evaluation of the APSIM model in cropping systems of Asia. *Field Crops Res*, 2017, 204: 52–75.
- [24] Anuytrecht E, Thorburn P J. Responses to atmospheric CO₂ concentrations in crop simulation models: a review of current simple and semicomplex representations and options for model development. *Global Change Biol*, 2017, 23: 1806–1820.
- [25] 茹晓雅, 李广, 陈国鹏, 张统帅, 闫丽娟. 不同降水年型下水氮调控对小麦产量及生物量的影响. 作物学报, 2019, 45: 1725–1734.
Ru X Y, Li G, Chen G P, Zhang T S, Yan L J. Effects of ground-water nitrogen regulation on wheat yield and biomass in different precipitation year. *Acta Agron Sin*, 2019, 45: 1725–1734 (in Chinese with English abstract).
- [26] Simlabv3.2.5 User Manual 2009. Ispra, Italy: POLIS-JRC/ISIS, 2009. <http://simlab.JrcEc.Europa.eu/docs/html/index.Html>.
- [27] Saltelli A, Tarantola S, Chan K. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output. *Technometrics*, 1999, 41: 39–56.
- [28] Dejonge K C, James I I, Ahmadi M, Andales A A, Arabi M. Global sensitivity and uncertainty analysis of a dynamic agroecosystem model under different irrigation treatments. *Ecol Mod*, 2012, 231: 113–125.
- [29] Kennedy J, Eberhart R C. Swarm Intelligence. Morgan: Kaufman Academic Press, 2001. pp 212–216.
- [30] Guo Y, Li J Y, Zhan Z H. Efficient hyperparameter optimization for convolution neural networks in deep learning: a distributed particle swarm optimization approach. *Cybernet Syst*, 2020, 52: 36–57.

- [31] 杨霞, 吴东伟. R 语言在大数据处理中的应用. 科技资讯, 2013, (344): 19–20.
Yang X, Wu D W. Application of R language in big data processing. *Technol News*, 2013, (344): 19–20 (in Chinese with English abstract).
- [32] Stocker T F, Qin D, Plattner G K. Climate Change 2013: The Physical Science Basis. UK: Cambridge University Press, 2013.
- [33] 米荣娟, 聂志刚. 基于 ETAST 法的 APSIM 小麦产量形成参数敏感性分析. 甘肃农业大学学报, 2021, 56(4): 23–30.
Mi R J, Nie Z G. Sensitivity analysis of yield formation parameters of APSIM wheat based on ETAST method. *J Gansu Agric Univ*, 2021, 56(4): 23–30 (in Chinese with English abstract).
- [34] Zheng B Y, Chenu K, Doherty A, Chapman S. The APSIM-wheat module (7.5 R3008) documentation. Toowoomba: APSRU, 2014. pp 18–19.
- [35] 韩雪, 刘强, 王钧, 高雪慧, 车鹏鹏. 基于 APSIM 模型的气候变化条件下播期对旱地春小麦产量影响研究. 作物研究, 2022, 36: 499–506.
Han X, Liu Q, Wang J, Gao X H, Che P P. Effects of sowing date on spring wheat yield in dryland under climate change conditions based on APSIM model. *Crop Res*, 2002, 36: 499–506 (in Chinese with English abstract).
- [36] 张佳运, 马淑梅, 余常兵, 王淑彬, 魏亚凤, 杨文钰, 王小春. 长江流域旱地多熟模式水分供需平衡特征与水分生产效益. 作物学报, 2022, 48: 2891–2907.
Zhang J Y, Ma S M, Yu C B, Wang S B, Wei Y F, Yang W Y, Wang X C. Water supply and demand balance characteristics and water production efficiency of dryland multi-cropping model in the Yangtze River Basin. *Acta Agron Sin*, 2022, 48: 2891–2907 (in Chinese with English abstract).
- [37] 何亮, 侯英雨, 赵刚, 邬定荣, 于强. 基于全局敏感性分析和贝叶斯方法的 WOFOST 作物模型参数优化. 农业工程学报, 2016, 32(2): 169–179.
He L, Hou Y Y, Zhao G, Wu D R, Yu Q. Parameter optimization of WOFOST crop model based on global sensitivity analysis and Bayesian method. *Trans CSAE*, 2016, 32(2): 169–179 (in Chinese with English abstract).
- [38] 贡复俊. 消光系数的含义、数值变化及与作物高产的关系——兼与殷宏章、王天铎等商榷. 江苏农学院学报, 1982, (4): 36–41.
Gong F J. The meaning of extinction coefficient, its numerical variation and its relationship with crop yield: discussion with Yin Hongzhang, Wang Tianduo. *J Jiangsu Agric Coll*, 1982, (4): 36–41 (in Chinese with English abstract).
- [39] 周延辉, 朱新开, 郭文善, 封超年. 稻茬小麦中高产水平下产量及其构成因素分析. 麦类作物学报, 2018, 38: 293–297.
Zhou Y H, Zhu X K, Guo W S, Feng C N. Analysis of yield and its component factors at medium and high yield of rice-stubble wheat. *J Triticeae Crops*, 2018, 38: 293–297 (in Chinese with English abstract).
- [40] 王钧, 李广, 闫丽娟, 刘强, 聂志刚. 旱地春小麦产量对不同生育阶段温度变化的响应模拟. 中国农业科学, 2020, 53: 904–916.
Wang J, Li G, Yan L J, Liu Q, Nie Z G. Simulation of response of spring wheat yield to temperature change at different growth stages in dryland. *Sci Agric Sin*, 2020, 53: 904–916 (in Chinese with English abstract).
- [41] 周宝元, 马玮, 孙雪芳, 丁在松, 李从锋, 赵明. 冬小麦-夏玉米高产模式周年气候资源分配与利用特征研究. 作物学报, 2019, 45: 589–600.
Zhou B Y, Ma W, Sun X F, Ding Z S, Li C F, Zhao M. Study on annual climate resource allocation and utilization characteristics of high yield model of winter wheat and summer maize. *Acta Agron Sin*, 2019, 45: 589–600 (in Chinese with English abstract).
- [42] 赵吉平, 周伟, 郭鹏燕, 任杰成, 许瑛. 干旱胁迫对小麦品种株高与产量及抗旱性相关分析. 种子, 2020, 39: 120–123.
Zhao J P, Zhou W, Guo P Y, Ren J C, Xu Y. Correlation analysis of plant height, yield and drought resistance of wheat varieties under drought stress. *Seed*, 2020, 39: 120–123 (in Chinese with English abstract).
- [43] 王义芹, 杨兴洪, 李滨, 童依平, 李振声. 小麦叶面积及光合速率与产量关系的研究. 华北农学报, 2008, 23: 10–15.
Wang Y Q, Yang X H, Li B, Tong Y P, Li Z S. Study on the relationship between leaf area, photosynthetic rate and yield of wheat. *Acta Agric Boreali-Sin*, 2008, 23: 10–15 (in Chinese with English abstract).
- [44] 符玉英. 水分胁迫下植物叶片光合的气孔和非气孔限制. 科技与创新, 2018, (104): 57–58.
Fu Y Y. Stomatal and non-stomatal restrictions on photosynthesis of plant leaves under water stress. *Sci Technol Innov*, 2018, (104): 57–58 (in Chinese with English abstract).
- [45] 戴忠民, 李妍, 张红, 王丽燕, 张秀玲, 李勇, 王振林. 不同灌溉处理对小麦花后氮素积累和转运的影响. 麦类作物学报, 2015, 35: 1712–1718.
Dai Z M, Li Y, Zhang H, Wang L Y, Zhang X L, Li Y, Wang Z L. Effects of different irrigation treatments on post-anthesis nitrogen accumulation and transport in wheat. *J Triticeae Crops*, 2015, 35: 1712–1718 (in Chinese with English abstract).
- [46] 曹广才, 吴东兵. 播种至生理拔节期间的积温对冬型小麦品种生育天数的影响. 北京农业科学, 1990, (3): 6–9.
Cao G G, Wu D B. Effects of accumulated Temperature from Sowing to physiological jointing on growth days of winter type wheat varieties. *Beijing Agric Sci*, 1990, (3): 6–9 (in Chinese with English abstract).
- [47] 刘奕辰, 高雅洁, 张玲, 石大山. 积温和降水对主要作物产量的影响——以章丘市为例. 江西农业, 2018, (14): 52–53.
Liu Y C, Gao Y J, Zhang L, Shi D S. Effects of accumulated temperature and precipitation on yield of main crops: a case study of Zhangqiu City. *Jiangxi Agric*, 2018, (14): 52–53 (in Chinese).
- [48] 张洁, 白青华, 马鸿勇. 气候变化对河西走廊中部地区主要农作物的影响. 干旱气象, 2013, 31: 303–308.
Zhang J, Bai Q H, Ma H Y. Effects of climate change on main crops in central Hexi Corridor. *J Arid Meteorol*, 2013, 31: 303–308 (in Chinese with English abstract).
- [49] 刘政, 陈晓杰, 胡银岗. 春化及光周期基因的等位变异及其对冬小麦光合及产量性状的影响. 麦类作物学报, 2016, 36: 714–720.
Liu Z, Chen X J, Hu Y G. Alleles of vernalization and photoperiod genes and their effects on photosynthesis and yield traits in winter wheat. *J Triticeae Crops*, 2016, 36: 714–720 (in Chinese with English abstract).