

不同施氮梯度下影响春小麦产量的 参数敏感性分析及优化

刘家辉¹, 刘 强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:于甘肃省定西市安定区凤翔镇安家坡村, 根据 2005—2022 年当地气象数据、2015—2018 年旱地春小麦实测数据, 结合该地区 2005—2022 年的统计年鉴数据, 通过 APSIM 模型模拟小麦播种期不同的施氮量梯度(0、21、42、63、84、105、126 kg · hm⁻²) 下 25 个模型参数, 利用 EFAST 方法对参数进行敏感性分析。结果表明, 不同施氮梯度下, 对春小麦产量影响较大的敏感参数有 11 个, 分别为灌浆期积温、灌浆到成熟期积温、拔节到开花期积温、单株最大籽粒质量、作物水分需求、出苗到拔节期积温、每克茎籽粒数量、遮阴导致老化的最大叶面积指数、单株质量、开花到灌浆期籽粒日潜在灌浆速率、消光系数, 其中以消光系数和每克茎籽粒数量对产量的影响最为显著, 其他参数在不同施氮梯度下对春小麦产量的敏感性顺序存在差异。使用马尔可夫链蒙特卡罗算法对这 11 个参数进行优化, 其产量实测值与模拟值的均方根误差从 194.60 kg · hm⁻² 减少到了 25.75 kg · hm⁻², 相对均方根误差从 34.10% 减少到了 4.53%, 模型决定系数从 0.778 提高到了 0.943。利用 EFAST 敏感性分析方法结合马尔可夫链蒙特卡罗算法对影响春小麦产量的敏感性参数进行优化, 提高了 APSIM 模型对春小麦产量模拟的精准度和可靠性。

关键词:春小麦; 施氮梯度; 产量相关参数; 敏感性分析; APSIM 模型; 甘肃省

中图分类号:S512.1; S11⁺4; S365 **文献标志码:**A

Analysis and optimization of the sensitivity of parameters affecting spring wheat yield under different nitrogen application gradients

LIU Jiahui¹, LIU Qiang¹, LI Guang²

(1. College of Information Science and Technology, Gansu Agricultural University, Lanzhou, Gansu 730070, China;

2. College of Forestry, Gansu Agricultural University, Lanzhou, Gansu 730070, China)

Abstract: The study area is located in Anjiapo Village, Fengxiang Town, Anding District, Dingxi City, Gansu Province. Utilizing local meteorological data from 2005 to 2022, measured data on dryland spring wheat from 2015 to 2018, and regional statistical yearbook data from 2005 to 2022, the APSIM model was employed to simulate 25 model parameters under different nitrogen application gradients during the wheat sowing period (0, 21, 42, 63, 84, 105 kg · hm⁻², and 126 kg · hm⁻²). The EFAST method was applied to analyze the sensitivity of these parameters. The results indicated that under different nitrogen application gradients, 11 parameters had a significant impact on spring wheat yield: accumulated temperature during the grain filling period, accumulated temperature from grain filling to maturity, accumulated temperature from stem elongation to flowering, maximum grain mass per plant, crop water demand, thermal time from emergence to jointing, number of grains per gram of stem, maximum leaf area index reduction due to shading, plant weight per plant, daily potential grain filling rate from flowering to grain filling, and the extinction coefficient. Among these, the extinction coefficient and the number of grains per gram of stem had the most significant impact on yield, while the sensitivity ranking of other parameters to spring wheat yield varied under different nitrogen application gradients. Subsequently, the Markov Chain Monte Carlo algorithm was used to optimize these 11 parameters. The optimized parameters significantly improved the accuracy of APSIM yield simulations. The root mean square error (RMSE) between the measured and simulated yield decreased

from $194.6 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ to $25.75 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$, while the relative *RMSE* dropped from 34.10% to 4.53%. Additionally, the model's coefficient of determination (R^2) improved from 0.778 to 0.943. This study employed the EFAST sensitivity analysis method in conjunction with the Markov Chain Monte Carlo algorithm to identify and optimize key parameters influencing spring wheat yield under varying nitrogen application gradients. This approach enhances the accuracy and reliability of the APSIM model in simulating spring wheat yield.

Keywords: spring wheat; nitrogen application gradient; yield-related parameters; sensitivity analysis; APSIM model; Gansu Province

作物模拟模型作为一种复杂的非线性模拟系统,其参数对模型模拟结果有直接影响,参数的率定需要耗费大量的时间和资源^[1-2]。为加快模型本土化调参,使模型更精准描述研究地区农作物生长过程,参数敏感性分析及其优化至关重要。全局敏感性分析方法有 EFAST 方法^[3]、Sobol 方法^[4]、Morris 方法^[5]、拉丁超立方采样方法^[6]等。例如:邓晓垒等^[7]使用 Morris 方法和 Sobol 方法分析了 APSIM 模型中 Wheat 模块的作物品种参数、土壤参数及田间管理参数对春小麦产量的敏感性。何力鸿等^[8]评估了不同全局敏感性分析方法在筛选农田生态系统模型敏感参数时的有效性及其效率。米荣娟等^[9]利用 EFAST 方法对 APSIM 模型中 18 个参数进行敏感性分析,并对筛选后的参数设置单因素梯度检验。张康等^[10]利用 EFAST 方法对 APSIM 模型影响春小麦产量的 32 个作物参数进行敏感性分析,并对 9 个影响较大的作物参数进行优化。研究发现,EFAST 方法与 Morris 方法和 Sobol 方法相比对作物模拟模型应用的效果更好^[11]。研究人员同时通过智能优化算法进行参数优化,崔炜楠^[12]等采用改进的混合蛙跳算法对旱地春小麦籽粒生长子模型进行了单目标参数优化。张博等^[13]采用混沌万有引力 (CGSA) 算法的结果表明,该算法优化参数模型在甘肃省定西市春小麦产量评估中具有较好的适应性。杨海东等^[14]认为模型参数率定时,其响应曲面的非线性度越高,参数无法率定的程度越大,马尔可夫链蒙特卡罗方法能较好地解决这个问题。李广等^[15-17]利用 APSIM 模型针对春小麦的气候变化、水肥管理以及耕作措施进行了模拟研究。模型参数的设定通常采用试错法,但该方法难以满足精确模拟的需求。随着优化算法的引入,研究人员发现优化算法可以改进作物模型参数调整过程。聂志刚等^[18]采用传统的混合蛙跳算法对 APSIM 模型籽粒生长阶段参数进行优化。在参数优化过程中,尽管智能优化算法提升了参数调整效率,但算法容易出现收敛速度慢、易陷入局部最优等问题,同时优化参数的选择需要耗费大量时

间。为解决传统 APSIM 模型人工设定参数效率低的问题,本研究通过和敏感性分析结合参数优化算法,以提高 APSIM 模型模拟运算精度,为模型本土化应用提供参考。

1 材料与方法

1.1 APSIM 模型

APSIM 模型是澳大利亚农业生产系统研究组 (APSRU) 开发的一种农业模拟框架^[19]。APSIM 模型可以模拟多种作物,本研究选取的是其中的 Wheat 模块,它是 APSIM 模型的子模块,可以模拟以区域为单位的小麦生长和发育。输入部分包含天气、土壤、作物和管理数据等因素,模拟部分包含作物生长发育的籽粒生长模型,输出部分包含每日或成熟期的数据或图形,模型运行框架如图 1 所示。

1.2 试验区概况与数据采集

试验区位于甘肃省中部偏南的定西市安定区凤翔镇安家沟村 ($104^{\circ}37'E, 35^{\circ}35'N$),该地区地势较为平坦,属于黄土高原地貌。该地区的气候类型属于中温带半干旱气候,年均温度约 7.5°C ,昼夜温差较大。年均降水量约 386 mm,降水相对较少。主要降水集中在夏季,冬季较为干燥。年均日照时数超过 2 500 h,日照充足^[20]。同时,该地区气候干燥,相对湿度较低。试验区土壤类型为黄土高原地区的黄绵土,质地绵软松散,保水性较差,容易发生土壤干旱,此外黄绵土肥力一般,需要施加适量的有机肥料和矿质肥料来改善土壤肥力,具体的土壤属性参数见表 1。

本研究于 2015—2022 年在该试验区开展田间试验,收集相关数据,并结合 2005—2022 年的气象和统计年鉴数据及 2015—2018 年试验区旱地春小麦实测数据。该地区主要种植的农作物是春小麦,试验区选用的试验作物是一年一熟的春小麦,春小麦品种为‘定西 42 号’,设置播种量 $187.5 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$,耕种方式是免耕,试验小区长为 6 m、宽为 4 m,面积为 24 m^2 ,保护行为 0.5 m,播种行距为 20 cm,管理依照当地的情况和经验,即施加 $105 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$

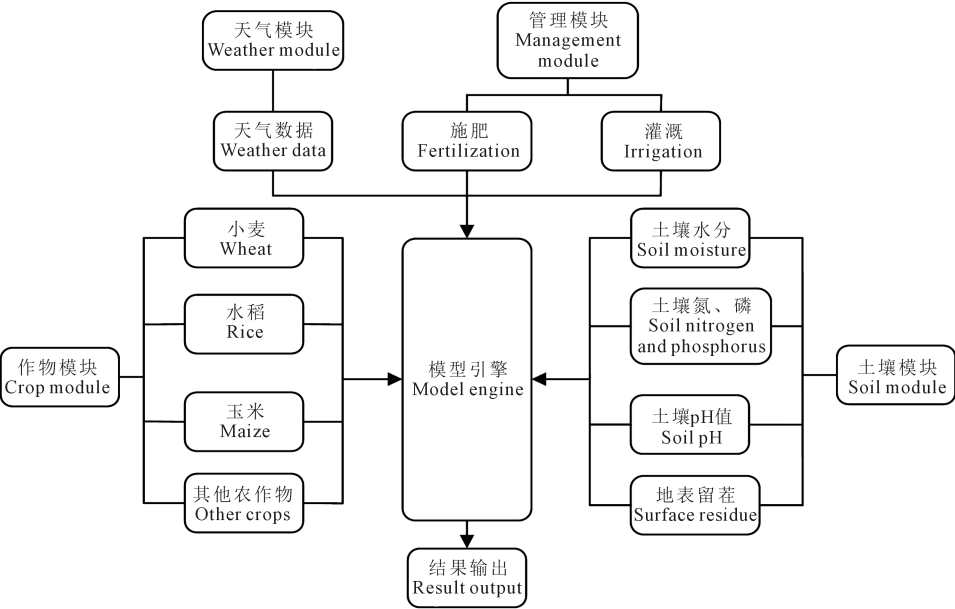


图 1 模型结构图

Fig.1 Model structure diagram

表 1 土壤属性参数

Table 1 Soil property parameters

土层深度 Soil depth /cm	田间持水量 Field capacity /(mm·mm ⁻¹)	容重 Bulk density /(g·cm ⁻³)	有效水分下限 Wheat low limit /(mm·mm ⁻¹)	硝态氮 NO ₃ -N /(mg·kg ⁻¹)	铵态氮 NH ₄ -N /(mg·kg ⁻¹)
0~5	0.274	1.290	0.090	19.10	6.30
5~10	0.274	1.226	0.090	15.20	5.20
10~30	0.270	1.325	0.090	23.10	5.10
30~50	0.269	1.200	0.090	16.60	4.90
50~80	0.261	1.140	0.100	16.80	4.60
80~110	0.269	1.140	0.115	18.20	4.80
110~140	0.260	1.250	0.125	16.40	4.80
140~170	0.257	1.120	0.180	13.70	5.80
170~200	0.261	1.110	0.220	15.40	4.10

的氮肥,依靠自然降水不另外灌溉。试验区组位置随机,重复 3 次,播种时间在 3 月 19 日左右,成熟时间在 7 月 15 日之后,当春小麦处于成熟期时用手工采割方式进行收获,从每一个小区中随机选择 20 株春小麦测量农艺性状等数据,再根据每个小区实际的产量来折算每公顷产量。

1.3 参数敏感性分析方法

EFAST 方法是一种全局敏感性分析方法,用于评估模型输出的变化如何受模型输入变量的变化影响。它基于在每个输入变量固定的输入值范围内对每个输入变量进行采样,采样点均匀分布在所有输入变量的取值范围内。然后,在每个采样点上,通过改变一个输入变量的值来评估模型输出的变化情况,EFAST 方法更加适用于复杂模型的敏感性分析^[21]。

模型输出 G 的总方差 $V(G)$ 可以拆分为各个参

数 t_i 的方差 V_i ,以及各个参数之间相互作用的方差 V_{ij} 的总和,如公式(1)所示:

$$V(G) = \sum_i V_i + \sum_{i \neq j} V_{ij} + \sum_{i \neq j \neq h} V_{ijh} + \cdots + \sum_{i \neq j \neq \cdots \neq n} V_{ij \cdots n}$$

(1)

式中, V_i 为参数 t_i 的方差, V_{ij} 和 $V_{ij \cdots n}$ 是参数之间相互作用的方差。

方差 V_i 表示了模型输出 G 对参数 t_i 的响应程度,如公式(2)所示:

$$V_i = V\left[E\left(\frac{G}{t_i}\right)\right]$$

(2)

式中, $E\left(\frac{G}{t_i}\right)$ 为 G 对 t_i 的条件期望, $V\left[E\left(\frac{G}{t_i}\right)\right]$ 为 G 对 t_i 的条件期望的方差。

在公式(1)中,方差 V_{ij} 的值是由参数 t_i 和 t_j 之间相互作用的结果,如公式(3)所示,表示了在给定的其

他参数不变的情况下, t_i 和 t_j 联合变化对模型输出 G 的影响程度。

$$V_{ij} = V\left[E\left(\frac{G}{t_i, t_j}\right)\right] - V_i - V \tag{3}$$

式中, $E\left(\frac{G}{t_i, t_j}\right)$ 为 G 对 t_i 、 t_j 的条件数学期望。
 $V\left[E\left(\frac{G}{t_i, t_j}\right)\right]$ 为 $E\left(\frac{G}{t_i, t_j}\right)$ 的方差。

一阶敏感性指数 S_i 表示参数 t_i 对模型输出 G 的直接影响程度。 S_i 是一阶敏感性指数, V 是方差, 如公式(4):

$$S_i = \frac{V_i}{V} \tag{4}$$

二阶和三阶敏感性指数 S_{ij} 和 S_{ijh} 表示参数 t_i 和其他参数之间的相互作用对模型输出 G 的影响程度, 分别如公式(5)和(6):

$$S_{ij} = \frac{V_{ij}}{V} \tag{5}$$

$$S_{ijh} = \frac{V_{ijh}}{V} \tag{6}$$

总敏感指数 S_{Ti} 表示参数 t_i 的所有阶敏感性之和, 包括一阶到 n 阶的所有敏感性指数, 如公式(7)所示:

$$S_{Ti} = S_i + S_{ij} + S_{ijh} + \cdots + S_{ij\cdots n} + \cdots + S_{1,2,\cdots,i,j,\cdots n} \tag{7}$$

式中, $S_i \cdots S_{1,2,\cdots,i,j,\cdots,n}$ 为参数 t_i 的一阶到 n 阶的敏感性指数。

以上公式反映出参数变化对模拟结果的影响, 其中参数 t_i 的敏感性指数越大, 对模型输出 G 的贡献越大。

1.4 马尔可夫链蒙特卡罗算法

蒙特卡罗方法是一种基于随机抽样的近似数值计算方法, 它通过生成服从某个概率分布的随机样本来进行数值计算。马尔可夫链蒙特卡罗方法是蒙特卡罗方法的一种特殊形式, 它利用马尔可夫链的性质来构建一个接近于目标分布的随机游走过程^[22]。

假设目标概率分布为 $p(x)$, 从中抽样得到随机样本序列为 $x_{t+1}, x_{t+2}, x_{t+3}, \cdots, x_m$, 选择合适的马尔可夫链, 使得目标概率分布能够平稳分布。然后通过选择适当的转移核函数, 根据当前状态生成下一个状态的样本值。这个过程可以使用各种不同的转移核函数^[23], 具体过程如下:

(1) 设定 n 为迭代步数, s 为收敛步数。任意选择一个初始值 x_0 , 然后在迭代步数 n 以内循环

执行。

(2) 对于每一次的迭代 $k = 1, 2, 3, \cdots, n$, 根据 k 当前的状态 x_k 生成下一个状态 x_{k+1} 。

(3) 根据式(8) 接受概率确定是否接受生成下一个状态, 保证收敛能够平稳分布。

$$a = \min\left(1, \frac{p(x_k)}{p(x_{k-1})}\right) \tag{8}$$

(4) 检查样本序列是否收敛到平稳分布, 观察样本轨迹图来进行评估。

(5) 根据收敛的样本序列计算目标函数后验概率, 之后循环步骤(2)~(5), 直到得出最优值。

1.5 敏感性分析和参数优化步骤

依据 2005—2022 年甘肃省定西市安定区凤翔镇安家沟村的气象数据、当地土壤数据与产量数据, 通过设置 APSIM 模型模拟小麦播种期不同的施氮梯度, 借助 Simlab2.2 的 EFAST 方法对影响旱地春小麦产量的参数进行敏感性分析。参数优化选择马尔可夫链蒙特卡罗算法, 程序使用 R 语言编写^[24], 通过 R Studio 与 APSIM 模型的交互, 使 APSIM 模型能够批量处理数据并得到模拟产量, 具体的步骤如下:

(1) 将试验区的天气、土壤、作物、管理数据编辑成符合 APSIM 模型运行的代码和文件, 设置模型初始参数。

(2) 选择与籽粒生长模型相关的 25 个参数, 通过 Simlab 2.2 获得均匀分布参数值, 选取的参数设置范围如表 2 所示。参数的选取根据春小麦生长理论, 参考 APSIM 模型中籽粒生长生理生态事件的描述^[10-12], 参数的取值范围根据张康等^[10] 研究中设置的默认值上下浮动 $\pm 50\%$ 。EFAST 方法需要参数样本数大于等于参数个数的 65 倍, 本研究选取了 25 个参数, 共有 1 625 组数据, 利用 R 语言改变 APSIM 模型所需参数文件 Wheat.xml 中选取的相关参数值。

(3) 设置不同的施氮梯度(0、21、42、63、84、105 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 和 126 $\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$), 结合步骤(2) 所生成的 1 625 组均匀分布的数据, 利用 APSIM 模型批量模拟出产量集。

(4) 模拟产量集通过 Simlab 2.2 软件进行 EFAST 敏感性分析, 得到一阶和全局敏感性系数。敏感性分析流程如图 2 所示。

(5) 运用马尔可夫链蒙特卡罗算法对 7 个不同施氮梯度下均敏感的参数进行优化。马尔可夫链蒙特卡罗优化算法流程图, 如图 3 所示。

表 2 选择模型参数的上、下限值

Table 2 Selection of upper and lower bounds for model parameters

参数名称 Parameter	单位 Unit	下限值 Lower bound	上限值 Upper bound
出苗到拔节期积温 <i>TEOJ</i>	℃ · d	200	600
拔节到开花期积温 <i>TFI</i>	℃ · d	230	700
开花到灌浆期积温 <i>TF</i>	℃ · d	70	180
灌浆期积温 <i>TSGF</i>	℃ · d	400	800
灌浆到成熟期积温 <i>SGTM</i>	℃ · d	500	800
作物春化敏感性系数 <i>VS</i>		1	5
作物光周期敏感性指数 <i>PS</i>		1	5
辐射利用效率 <i>RUE</i>	g · MJ ⁻¹	1.1	1.4
消光系数 <i>K</i>		0.1	1.0
每克茎籽粒数量 <i>GGs</i>	grain · g ⁻¹	10	40
灌浆期籽粒日潜在灌浆速率 <i>PGFR</i>	g · grain ⁻¹ · d ⁻¹	0.002	0.004
开花到灌浆期籽粒日潜在灌浆速率 <i>PGGR</i>	g · grain ⁻¹ · d ⁻¹	0.0005	0.0020
日潜在籽粒氮积累速率 <i>PGNFR</i>	10 ⁻⁵ g · grain ⁻¹ · d ⁻¹	2.75	8.25
籽粒氮日积累速率下限 <i>MFR</i>	10 ⁻⁶ g · grain ⁻¹ · d ⁻¹	7.5	22.5
谷粒氮限制灌浆因子 <i>NFG</i>		0.1	1.0
作物水分需求 <i>EFD</i>		0.75	2.25
单株最大籽粒质量 <i>MGS</i>	g	0.02	0.06
单株质量 <i>XSW</i>	g	2	8
株高 <i>YH</i>	mm	500	1500
缺氮对光合作用的影响倍数 <i>NFPO</i>		0.75	2.25
物候的氮限制因子 <i>NFPE</i>		50	100
光合叶片老化的水分胁迫斜率 <i>SRW</i>		0.05	0.15
遮阴导致的叶面积老化敏感性参数 <i>SLS</i>		0.01	0.03
遮阴导致老化的最大叶面积指数 <i>LSL</i>	m ² · m ⁻²	3.5	10.5
植物初始叶面积 <i>IT</i>	mm ²	100	300

1.6 模型验证

验证模型的适用性常用方法有均方根误差 (*RMSE*)、相对均方根误差 (*NRMSE*)、决定系数 (*R*²), 这些方法用于评估模型的预测能力和拟合程度, 其中 *RMSE* 和 *NRMSE* 应该尽可能小, *R*² 应该尽可能接近 1, 表明模型的模拟值与实测值之间的相关性越高^[25]。本研究使用公式 (9~11) 进行模型验证。

均方根误差 (*RMSE*):

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (Y_m - Y_s)^2}{n}}$$

(9)

相对均方根误差 (*NRMSE*):

$$NRMSE = \frac{RMSE}{\bar{Y}_s} \times 100$$

(10)

决定系数 (*R*²):

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (Y_m - Y_s)^2}{\sum (Y_s - \bar{Y}_s)^2}$$

(11)

式中, *Y_m* 和 *Y_s* 分别是模拟值和实测值, $\bar{Y}_s$ 为实测的平均值。

2 结果和分析

2.1 EFAST 敏感性分析

采用 Simlab 2.2 软件中的 EFAST 方法对 APSIM 模型的产量相关参数进行敏感性分析, 以评估各参数对模型输出结果的影响。其中, 当一阶敏感性参数 *S_i* > 0.05, 全局敏感性参数 *S_{Ti}* > 0.1 时, 该参数被视为敏感性参数。参数一阶敏感性分析中不同施氮梯度均敏感的参数有 4 个 (图 4), 分别为消光系数 (*K*)、单株最大籽粒质量 (*MGS*)、每克茎籽粒数量 (*GGs*)

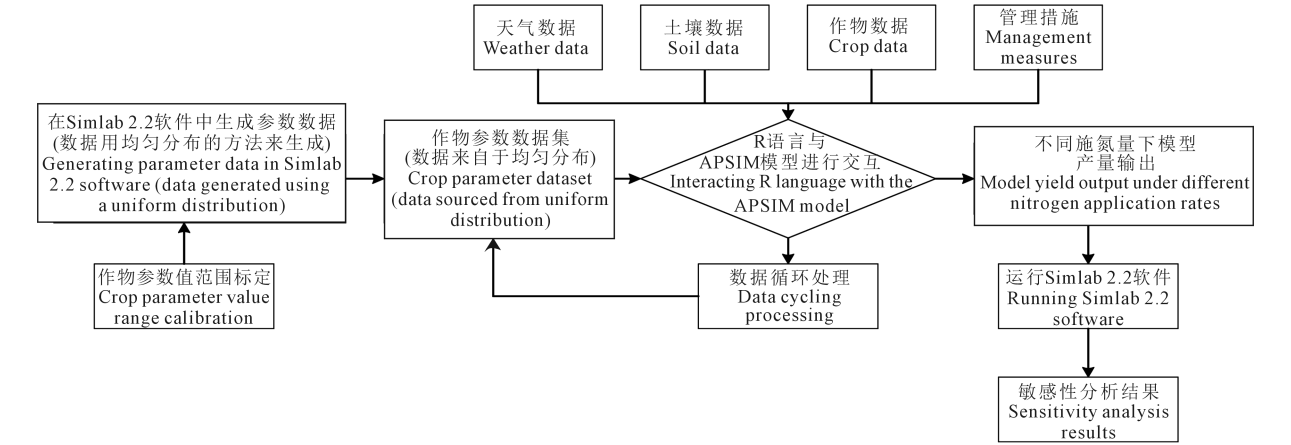


图 2 敏感性分析流程图

Fig.2 Sensitivity analysis flowchart

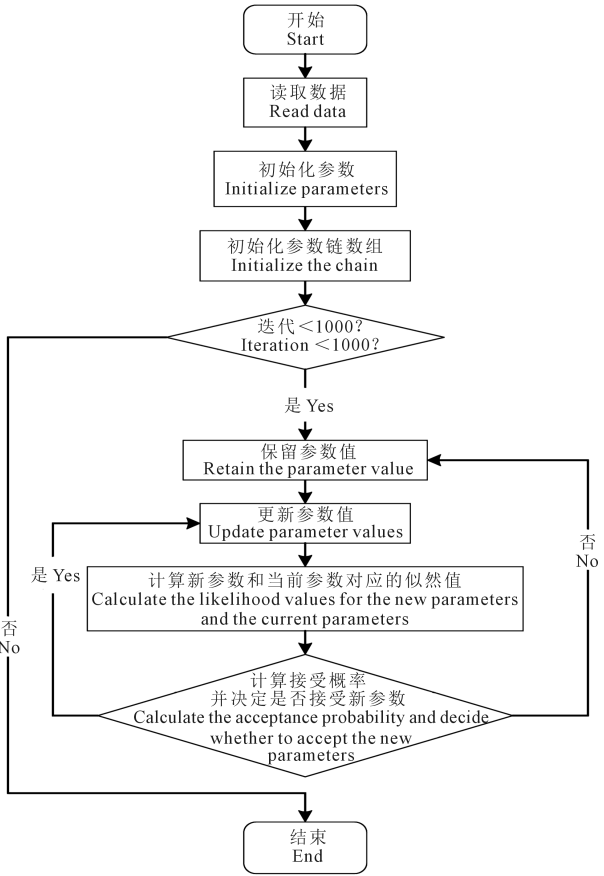


图 3 马尔可夫链蒙特卡罗优化算法流程图

Fig.3 Markov Chain Monte Carlo optimization algorithm flowchart

和作物水分需求 (*EFD*)。参数全局敏感性分析中均敏感的参数有 11 个 (图 5), 分别为消光系数 (*K*)、单株最大籽粒质量 (*MGS*)、作物水分需求 (*EFD*)、灌浆期积温 (*TSGF*)、拔节到开花期积温 (*TFI*)、灌浆到成熟期积温 (*SGTM*)、每克茎籽粒数量 (*GGS*)、出苗到拔节期积温 (*TEOJ*)、单株质量 (*XSW*)、遮阴导致老化的最大叶面积指数 (*LSL*)、开花到灌浆期籽粒日潜在灌浆速率 (*PGGR*)。由于 APSIM 模型较为复杂, 因此本研究选取全局敏感性分析的 11 个参数为优化参数。

2.2 参数算法优化结果分析

经过参数敏感性分析, 在不同施氮梯度下均敏感的参数有 11 个。应用李广等^[17]的穷举试错法得到参数值, 作为 APSIM 模型的初始模拟数值, 在进行参数优化时, 基于 APSIM 模型文件^[26]中作物参数的研究, 对优化参数的取值范围进行约束, 使其在初值的±10%内波动。参数优化前后的结果如表 3 所示。

试验区 2019—2022 年春小麦产量在参数优化前后模拟值与实测值之间的拟合曲线如图 6 所示。由图 6 可知, 在参数优化后, 优化值的趋势线更趋向于 1 : 1 线, 表明优化值与实测值之间有高度的一致

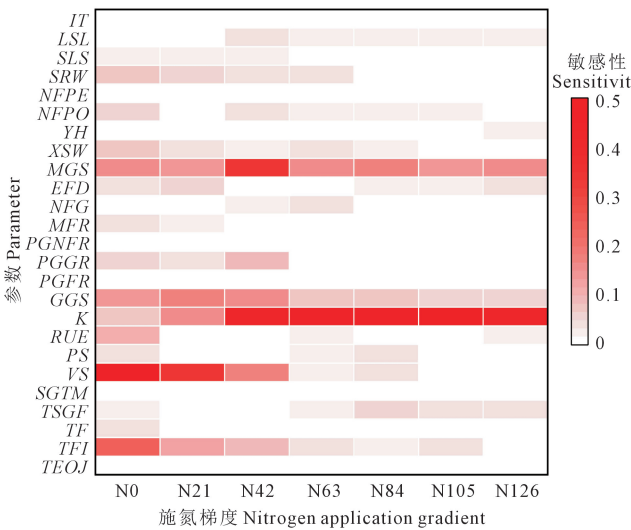


图 4 参数一阶敏感性分析

Fig.4 First-order sensitivity analysis of parameters

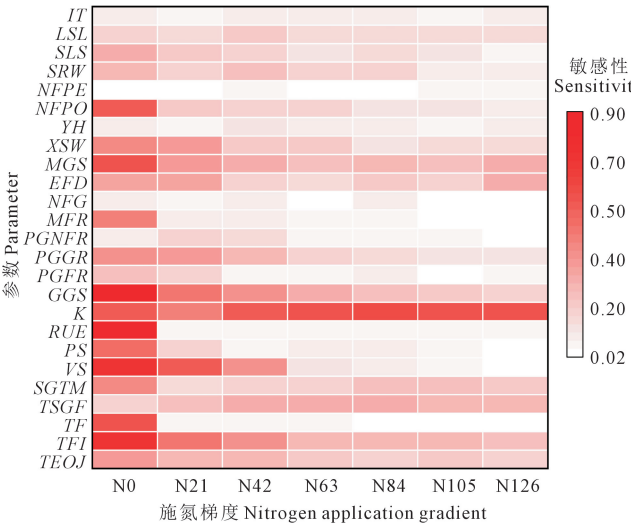


图 5 参数全局敏感性分析

Fig.5 Global sensitivity analysis of parameters

性。采用 *RMSE*、*NRMSE*、*R²* 方法来验证拟合程度, 拟合结果为 *RMSE* 从 194.60 kg · hm⁻² 减少到 25.75 kg · hm⁻², *NRMSE* 从 34.10% 减少到 4.53%, *R²* 从 0.778 提高到 0.943, 可以看出相较于 APSIM 模型参数率定的穷举试错法, 马尔可夫链蒙特卡罗算法可以更有效提高拟合程度。

试验区 2019—2022 年小麦产量模拟值、优化值与实测值比较如图 7 所示, 结果表明优化值更接近实测值。

3 讨 论

3.1 不同施氮梯度下产量敏感性分析

在模型中, 春小麦产量会受到参数的影响而发生变化, 而在不同的施氮条件下各参数表现出的敏感性也有所不同。与前人的参数敏感性研究对比^[11-12],

表 3 APSIM 模型春小麦产量相关参数的初值与优化值			
Table 3 Initial and optimized values of yield-related parameters for spring wheat in the APSIM model			
参数名称 Parameter	单位 Unit	初值 Initial value	优化值 Optimized value
消光系数 K		0.500	0.450
灌浆到成熟期积温 $SGTM$	$^{\circ}\text{C} \cdot \text{d}$	570.0	541.4
灌浆期积温 $TSGF$	$^{\circ}\text{C} \cdot \text{d}$	550	506
拔节到开花期积温 TFI	$^{\circ}\text{C} \cdot \text{d}$	551.0	500.9
单株最大籽粒质量 MGS	g	0.030	0.027
作物水分需求 EFD		1.40	1.37
出苗到拔节期积温 $TEOJ$	$^{\circ}\text{C} \cdot \text{d}$	450.0	471.3
每克茎籽粒数量 GGS	$\text{grain} \cdot \text{g}^{-1}$	25.0	22.5
遮阴导致老化的最大叶面积指数 LSL	$\text{m}^2 \cdot \text{m}^{-2}$	6.50	7.01
单株质量 XSW	g	3.50	3.41
开花到灌浆期籽粒日潜在灌浆速率 $PGGR$	$10^4 \text{g} \cdot \text{grain}^{-1} \cdot \text{d}^{-1}$	10.0	9.7

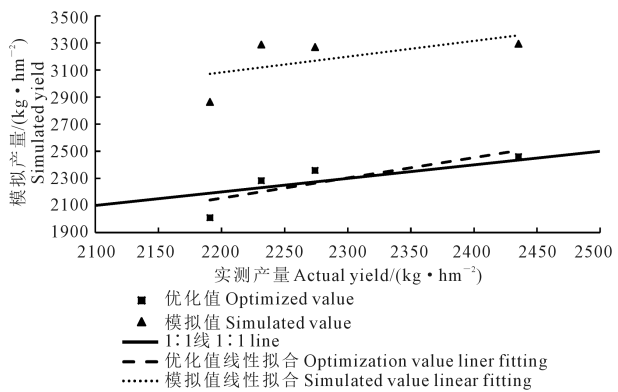


图 6 小麦产量模拟值、优化值与实测值拟合
Fig.6 Simulation, optimization, and measured values fitting of wheat yield

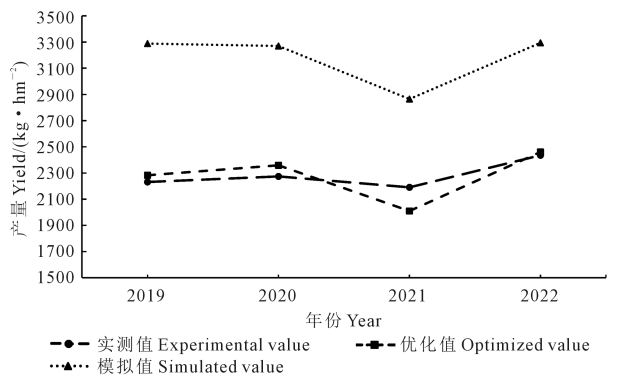


图 7 小麦产量模拟值、优化值与实测值比较
Fig.7 Comparison of simulated, optimized, and measured wheat yields

发现在不同施氮梯度下均能显著影响春小麦产量敏感的参数分别为消光系数(K)、灌浆期到成熟期积温($SGTM$)、灌浆期积温($TSGF$)、拔节到开花期积温(TFI)、单株最大籽粒质量(MGS)、作物水分需求(EFD)、出苗到拔节期积温($TEOJ$)、每克茎籽粒数量(GGS)、遮阴导致老化的最大叶面积指数

(LSL)、单株质量(XSW)、开花到灌浆期籽粒日潜在灌浆速率($PGGR$)。 K 与产量关系密切, K 的增加可导致春小麦在光合过程中提高太阳辐射利用率,增加谷粒氮需求和春小麦干物质积累,最终导致春小麦产量增加^[27]; GGS 和 MGS 是评估作物产量和品质的关键指标,较高的 GGS 和较大的 MGS 表明作物具有更高的产量潜力和更好的品质表现^[28];在APSIM模型中,积温是春小麦生长的主要驱动因素之一, $SGTM$ 和 $TEOJ$ 在春小麦生长过程中有不同的作用, $SGTM$ 的累积量越大,意味着作物所接受的热量越多,这有助于促进籽粒的形成和成熟,从而增加春小麦产量,而 $TEOJ$ 可对春小麦的生长速率、生理生化过程以及生长期的长度产生直接影响, TFI 为春小麦籽粒生长创造了适宜的氮素吸收条件,确保在生长初期就有足够的氮素供应,而 $TSGF$ 则持续促进春小麦对氮素的需求,进一步提高作物对氮素的吸收和利用效率^[29]。在春小麦体内,许多生化过程均有氮素的参与,充足的氮素供应有利于促进春小麦细胞分裂和生长,同时参与春小麦体内的氮代谢和碳代谢,可直接影响光合作用和碳水化合物合成。这些过程通过光合产物的分配和转运来影响籽粒的形成和营养物质的积累^[30]。 XSW 对春小麦产量影响是较大的, XSW 较大的春小麦植株具有更高的籽粒产量,其养分分配也更多地偏向籽粒,有利于春小麦籽粒的形成^[31]。当叶面积增加时,光合作用效率提高,氮素利用率提升,光能被有效利用。 LSL 降低造成叶片的光合效率减弱,影响春小麦的生长和发育,植株上的生长叶片受到压力会抑制春小麦籽粒对氮素的吸收,进而造成春小麦产量降低^[32]。春小麦生长需要水分和氮素协调作用,土壤中充足的水分有助于氮素的溶解和转移,促进春小麦根系对氮素的吸收和利用;水分不足会导致春小麦根系生长受限,降低氮素吸收效率^[33]。 $PGGR$ 对春小麦的产量有直接影响,由于受到每日的平均温度变化影响,因此春小麦对氮素的吸收会随着温度的变化而发生改变^[34]。

施氮量对春小麦产量和生长敏感参数有重要影响。当施氮量从 $0 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 提高到 $21 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 时,由于施氮量不足,为维持春小麦正常生长,需要外界多种自然条件来满足春小麦的发育。当施氮量继续提高到 $42, 63, 84 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$,随着施氮量逐渐增加,春小麦对氮的吸收逐渐充足,光合作用开始占据主导作用,叶面积随之增大,氮素施用促进春小麦的茎叶生长,增加光合产物的积累,提高光能利用效率,增加产量^[34]。当施氮量继续提高到 105

$\text{kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 和 $126 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$, 积温与水分需求成为增加春小麦积极吸收氮量的重要因素。当土壤缺水时, 春小麦的根系会受到影响, 从而限制了其对氮素的吸收能力。特别是在生长发育的关键阶段, 如拔节期和开花期, 水分缺乏会导致春小麦无法充分利用土壤中的氮素资源, 影响植株的氮素吸收效率, 从而影响产量^[33]。此外, 温度变化也会影响土壤的水分状况, 随着温度升高, 土壤水分的蒸发速率加快, 土壤中的水分流失增加。这对于生长中的春小麦具有负向作用, 因为春小麦需要更多的水分来维持其生长和发育^[29]。特别是在高温条件下, 春小麦的生长速度加快, 拔节和开花时间提前, 导致生长季节内受水分胁迫的风险增加, 从而影响春小麦的生长周期和产量。

3.2 马尔可夫链蒙特卡罗算法参数优化

针对这 11 个参数, 我们使用马尔可夫链蒙特卡罗算法进行优化。选取 2019—2022 年春小麦产量数据进行了对比验证。结果显示, 经过参数优化后, 春小麦产量的均方根误差从 $194.60 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 降低到 $25.75 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$, 相对均方根误差从 34.10% 减少到 4.53%, 模型决定系数从 0.778 提高到 0.943。表明利用马尔可夫链蒙特卡罗算法可通过优化参数拓宽 APSIM 模型在当地的适用条件。

为了提高模型效率并精准估算参数值, 调整 APSIM 模型参数时, 根据已经得到的敏感性分析结果, 对影响较大的参数进行改变, 其他敏感性不强的参数使用 APSIM 模型自带的默认值。通过敏感性分析和算法优化来调整模型参数, 能够更准确地模拟春小麦在不同施氮梯度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

利用 EFAST 敏感性分析方法对不同施氮梯度下影响春小麦产量的敏感参数进行分析, 结果表明在不同施氮梯度下均敏感的 11 个参数分别为开花到灌浆期籽粒日潜在灌浆速率、出苗到拔节期积温、每克茎秆粒数量、作物水分需求、消光系数、灌浆到成熟期积温、灌浆期积温、拔节到开花期积温、单株最大籽粒质量、单株质量和遮阴导致老化的最大叶面积指数。然后对这 11 个参数利用马尔可夫链蒙特卡罗算法进行优化, 优化后模型模拟产量与实测产量数据进行对比, 结果显示春小麦产量的均方根误差从 $194.60 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ 降低到 $25.75 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$, 相对均方根误差从 34.10% 减少到 4.53%, 模型决定系数从 0.778 提高到 0.943, 线性拟合程度较

高。这表明优化后的 APSIM 模型在研究区具有较高的适用性。

参 考 文 献:

- [1] 崔颖, 蔺宏宏, 谢云, 等. AquaCrop 模型在东北黑土区作物产量预测中的应用研究[J]. 作物学报, 2021, 47(1): 159-168.
CUI Y, LIN H H, XIE Y, et al. Application study of crop yield prediction based on AquaCrop model in black soil region of Northeast China [J]. Acta Agronomica Sinica, 2021, 47(1): 159-168.
- [2] JIN X L, LI Z H, NIE C W, et al. Parameter sensitivity analysis of the AquaCrop model based on extended fourier amplitude sensitivity under different agro-meteorological conditions and application [J]. Field Crops Research, 2018, 226: 1-15.
- [3] 崔金涛, 丁继辉, NEBI Y, 等. 基于 EFAST 的 CERES-Wheat 模型土壤参数敏感性分析[J]. 农业机械学报, 2020, 51(12): 276-283.
CUI J T, DING J H, NEBI Y, et al. Sensitivity analysis of soil input parameters of CERES-wheat model based on EFAST method [J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2020, 51(12): 276-283.
- [4] 叶志成, 张莉莉, 廖凯华, 等. 基于 Morris 和 Sobol 法的茶园地上部生物量与氮磷流失模拟敏感性分析[J]. 水土保持研究, 2024, 31(2): 43-51, 59.
YE Z C, ZHANG L L, LIAO K H, et al. Sensitivity analysis of simulation of aboveground biomass and nitrogen and phosphorus losses in tea plantation based on morris and sobol methods [J]. Research of Soil and Water Conservation, 2024, 31(2): 43-51, 59.
- [5] MORRIS M D. Factorial sampling plans for preliminary computational experiments [J]. Technometrics, 1991, 33(2): 161-174.
- [6] 万华平, 任伟新, 王宁波. 高斯过程模型的全局灵敏度分析的参数选择及采样方法[J]. 振动工程学报, 2015, 28(5): 714-720.
WAN H P, REN W X, WANG N B. A gaussian process model based global sensitivity analysis approach for parameter selection and sampling methods [J]. Journal of Vibration Engineering, 2015, 28(5): 714-720.
- [7] 邓晓垒, 董莉霞, 李广, 等. 西北春麦区 Apsim-Wheat 模型参数全局敏感性分析[J]. 麦类作物学报, 2022, 42(6): 746-754.
DENG X L, DONG L X, LI G, et al. Global sensitivity analysis of Apsim-Wheat model parameters in northwest spring wheat region [J]. Journal of Triticeae Crops, 2022, 42(6): 746-754.
- [8] 何力鸿, 莫兴国, 刘苏峡. 基于 VIP 模型评估不同全局敏感性分析方法有效性及效率[J]. 农业工程学报, 2020, 36(16): 78-84.
HE L H, MO X G, LIU S X. Effectiveness and efficiency of different global sensitivity analysis methods based on the VIP model [J]. Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering, 2020, 36(16): 78-84.
- [9] 米荣娟, 聂志刚. 基于 EFAST 法的 APSIM 小麦产量形成参数敏感性分析[J]. 甘肃农业大学学报, 2021, 56(4): 23-30.
MI R J, NIE Z G. Global sensitivity analysis of APSIM wheat yield formation based on EFAST method [J]. Journal of Gansu Agricultural University, 2021, 56(4): 23-30.
- [10] 张康, 聂志刚, 王钧, 等. 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[J]. 作物学报, 2024, 50(2): 464-477.
ZHANG K, NIE Z G, WANG J, et al. Sensitivity analysis and optimization of spring wheat grain growth parameters under APSIM model with the increase of temperature [J]. Acta Agronomica Sinica, 2024, 50(2): 464-477.
- [11] 金梦潇, 田勇, LANCIA M, 等. 基于 Morris, Sobol 和 EFAST 的 LID 设施模型参数全局敏感性分析[J]. 中国农村水利水电, 2022, (6): 104-110.

- JIN M X, TIAN Y, LANCIA M, et al. Global sensitivity analysis of LID facility model parameters based on morris,sobol and EFAST[J]. China Rural Water and Hydropower, 2022, (6): 104-110.
- [12] 崔炜楠, 聂志刚, 李广, 等. 基于改进的混合蛙跳算法对旱地小麦籽粒生长模型参数的优化[J]. 中国农业科学, 2023, 56(12): 2274-2287.
- CUI W N, NIE Z G, LI G, et al. Optimization of dryland wheat grain growth model parameters based on an improved shuffled frogleaping algorithm[J]. Scientia Agricultura Sinica, 2023, 56(12): 2274-2287.
- [13] 张博, 董莉霞, 李广, 等. 基于混沌万有引力算法对 APSIM 模型中旱地春小麦产量形成参数的优化[J]. 麦类作物学报, 2024, 44(7): 919-925.
- ZHANG B, DONG L X, LI G, et al. Optimization of dryland spring wheat yield formation parameters in APSIM model based on chaotic gravitational algorithm[J]. Journal of Triticeae Crops, 2024, 44(7): 919-925.
- [14] 杨海东, 刘碧玉, 黄建华. 基于改进 Bayesian-MCMC 的突发水污染事件预测模型参数率定方法[J]. 控制与决策, 2018, 33(4): 679-686.
- YANG H D, LIU B Y, HUANG J H. Forecast model parameters calibration method for sudden water pollution accidents based on improved Bayesian-Markov chain Monte Carlo[J]. Control and Decision, 2018, 33(4): 679-686.
- [15] 李广, 李玥, 黄高宝, 等. 基于 APSIM 模型旱地春小麦产量对温度和 CO₂ 浓度升高的响应[J]. 中国生态农业学报, 2012, 20(8): 1088-1095.
- LI G, LI Y, HUANG G B, et al. Response of dryland spring wheat yield to elevated CO₂ concentration and temperature by APSIM model[J]. Chinese Journal of Eco-agriculture, 2012, 20(8): 1088-1095.
- [16] 李广, 黄高宝, 王琦, 等. 基于 APSIM 模型的旱地小麦和豌豆水肥协同效应分析[J]. 草业学报, 2011, 20(5): 151-159.
- LI G, HUANG G B, WANG Q, et al. Analysis of cooperation effect of water and fertilizer on wheat and pea in dryland based on APSIM model[J]. Acta prataculturae Sinica, 2011, 20(5): 151-159.
- [17] 李广, 黄高宝, BELLOTTI W, 等. APSIM 模型在黄土丘陵沟壑区不同耕作措施中的适用性[J]. 生态学报, 2009, 29(5): 2655-2663.
- LI G, HUANG G B, BELLOTTI W, et al. Adaptation research of APSIM model under different tillage systems in the Loess hill-gullied region[J]. Acta Ecologica Sinica, 2009, 29(5): 2655-2663.
- [18] 聂志刚, 李广, 雒翠萍, 等. 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[J]. 作物学报, 2018, 44(8): 1229-1236.
- NIE Z G, LI G, LUO C P, et al. Parameter optimization in APSIM-Based simulation model for yield formation of dryland wheat using shuffled frog leaping algorithm[J]. Acta Agronomica Sinica, 2018, 44(8): 1229-1236.
- [19] 蒙继华, 王亚楠, 林圳鑫, 等. 作物生长模型研究现状与展望[J]. 农业机械学报, 2024, 55(2): 1-15, 27.
- MENG J H, WANG Y N, LIN Z X, et al. Progress and perspective of crop growth models[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2024, 55(2): 1-15, 27.
- [20] 郭林祥, 李广, 肖鸿民, 等. 甘肃省定西市安定区 1970-2010 年下垫面气候变化特征分析[J]. 草业科学, 2014, 31(11): 2015-2020.
- GUO L X, LI G, XIAO H M, et al. Climate change characteristics of under lying surface in Anding District, Dingxi in Gansu Province from 1970 to 2010[J]. Pratacultural Science, 2014, 31(11): 2015-2020.
- [21] SALTELLI A, TARANTOLA S, CHAN K P S. A quantitative model-independent method for global sensitivity analysis of model output[J]. Technometrics, 1999, 41(1): 39-56.
- [22] FAN Y, HUANG G, ZHANG Y, et al. Uncertainty quantification for multivariate eco-hydrological risk in the Xiangxi river within the three gorges reservoir area in China[J]. Engineering, 2018, 4(5): 617-626.
- [23] SOLOMON A, OLLINAHO P, LAINE M, et al. Efficient MCMC for climate model parameter estimation: Parallel adaptive chains and early rejection[J]. Bayesian Analysis, 2012, 7(3): 715-736.
- [24] HAGHISH E F. Seamless interactive language interfacing between R and Stata[J]. The Stata Journal, 2019, 19(1): 61-82.
- [25] ABESHU Y, KASAHUN C. Fast and non-destructive multivariate test method to predict bread wheat grain major quality parameters[J]. International Journal of Food Properties, 2024, 27(1): 400-410.
- [26] ZHENG B Y, CHENU K, DOHERTY A, et al. The APSIM-wheat module(7.5 R3008) documentation[R]. Toowoomba: APSRU, 2014: 18-19.
- [27] HIKOSAKA K, ANTEN N P R, BORJIGIDAI A, et al. A meta-analysis of leaf nitrogen distribution within plant canopies[J]. Annals of Botany, 2016, 118(2): 239-247.
- [28] ZHAO G, BRYAN B A, SONG X, et al. Sensitivity and uncertainty analysis of the APSIM-wheat model: Interactions between cultivar, environmental, and management parameters[J]. Ecological Modelling, 2014, 279: 1-11.
- [29] GARCÍA G A, DRECCER M F, MIRALLES D J, et al. High night temperatures during grain number determination reduce wheat and barley grain yield: A field study[J]. Global Change Biology, 2015, 21(11): 4153-4164.
- [30] YAN S, WU Y, FAN J, et al. Optimization of drip irrigation and fertilization regimes to enhance winter wheat grain yield by improving post-anthesis dry matter accumulation and translocation in northwest China[J]. Agricultural Water Management, 2022, 271: 107782.
- [31] 逯腊虎, 张婷, 张伟, 等. 黄淮南部和黄淮北部麦区小麦品种间的杂种优势、配合力及遗传特性分析[J]. 麦类作物学报, 2023, 43(3): 288-295.
- LU L H, ZHANG T, ZHANG W, et al. Analysis of heterosis, combining ability, and hereditary characteristics between wheat varieties in North and South of Huang-Huai region[J]. Journal of Triticeae Crops, 2023, 43(3): 288-295.
- [32] 王义芹, 杨兴洪, 李滨, 等. 小麦叶面积及光合速率与产量关系的研究[J]. 华北农学报, 2008, 23(增刊 2): 10-15.
- WANG Y Q, YANG X H, LI B, et al. Study on the relation between leaf area, photosynthetic rate and yield of wheat[J]. Acta Agriculturae Boreali-Sinica, 2008, 23(S2): 10-15.
- [33] 戴忠民, 李妍, 张红, 等. 不同灌溉处理对小麦花后氮素积累和转运的影响[J]. 麦类作物学报, 2015, 35(12): 1712-1718.
- DAI Z M, LI Y, ZHANG H, et al. Effects of different irrigation treatments on nitrogen accumulation and translocation after anthesis in wheat[J]. Journal of Triticeae Crops, 2015, 35(12): 1712-1718.
- [34] 赵立宁, 张力月, 孟祥睿, 等. 不同量氮肥与配施生物炭对春小麦光合特性和干物质积累及产量的影响[J]. 西南农业学报, 2024, 37(6): 1180-1187.
- ZHAO L N, ZHANG L Y, MENG X R, et al. Effects of different amounts of nitrogen fertilizer and biochar on photosynthesis characteristic, dry matter accumulation and yield of spring wheat[J]. Southwest China Journal of Agricultural Sciences, 2024, 37(6): 1180-1187.