



基于APSIM模型的旱地小麦叶面积指数相关参数敏感性分析及优化

魏学厚, 聂志刚

Sensitivity analysis and optimization of leaf area index related parameters of dryland wheat based on APSIM model

WEI Xuehou and NIE Zhigang

在线阅读 View online: <https://doi.org/10.12357/cjea.20230345>

您可能感兴趣的其他文章

Articles you may be interested in

垄沟集雨系统Laio土壤水分动态随机模型参数敏感性分析及优化

Sensitivity analysis and optimization of parameters for Laio soil moisture dynamic stochastic model for ridge-furrow rainwater harvesting system

中国生态农业学报(中英文). 2018, 26(5): 746–758

基于APSIM的旱地小麦籽粒蛋白质含量模型精度检验及应用

Simulation model of the grain protein content of dryland wheat based on APSIM

中国生态农业学报(中英文). 2020, 28(1): 86–95

基于氮素效应的烤烟叶面积指数动态模拟

Dynamic simulation of leaf area index of tobacco based on nitrogen effect

中国生态农业学报(中英文). 2017, 25(9): 1276–1286

底墒和磷肥对旱地小麦籽粒灌浆特性及产量的影响

Effects of soil moisture before sowing and phosphate fertilizers on grain filling characteristics and yield of dryland wheat

中国生态农业学报(中英文). 2020, 28(1): 57–67

不同降水年型下播期对晋南旱地小麦产量和水分利用率的影响

Impact of sowing date on yield and water use efficiency of wheat in different precipitation years in dryland of South Shanxi

中国生态农业学报(中英文). 2017, 25(4): 553–562

两种轮作模式下秸秆还田对土壤呼吸及其温度敏感性的影响

Effect of straw mulching on soil respiration and its' temperature sensitivity under different crop rotation systems

中国生态农业学报(中英文). 2017, 25(8): 1106–1118



关注微信公众号, 获得更多资讯信息

DOI: 10.12357/cjea.20230345

魏学厚, 聂志刚. 基于 APSIM 模型的旱地小麦叶面积指数相关参数敏感性分析及优化[J]. 中国生态农业学报(中英文), 2024, 32(1): 119–129

WEI X H, NIE Z G. Sensitivity analysis and optimization of leaf area index related parameters of dryland wheat based on APSIM model[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2024, 32(1): 119–129

基于 APSIM 模型的旱地小麦叶面积指数相关参数 敏感性分析及优化*

魏学厚, 聂志刚**

(甘肃农业大学信息科学技术学院 兰州 730070)

摘 要: 为解决作物模型参数率定过程中参数众多导致的敏感参数定位迟缓和调参效率低的问题, 本研究运用敏感性分析和智能优化算法相结合的方法对作物模型参数进行调整, 以甘肃省定西市安定区李家堡镇麻子川村(2002—2004 年) 和凤翔镇安家沟村(2015—2017 年) 大田旱地小麦试验数据(叶面积指数) 为参照, 利用扩展傅里叶幅度检验法(EFAST), 对 APSIM-Wheat 旱地小麦叶片生长子模型的 23 个参数进行敏感性分析, 得到对模型结果较敏感的部分参数, 然后利用粒子群优化算法对部分敏感参数进行优化。结果表明: 1) 影响旱地小麦叶片生长最敏感的参数依次为叶面积指数为 0 时最大比叶面积、叶片生长的氮限制因子、出苗到拔节积温、消光系数、拔节到开花积温、蒸腾效率系数; 2) 旱地小麦叶片生长子模型的参数优化结果: 叶面积指数为 0 时最大比叶面积为 $26\ 652\ \text{mm}^2\cdot\text{g}^{-1}$, 叶片生长的氮限制因子为 0.96, 出苗到拔节积温为 $382\ ^\circ\text{C}\cdot\text{d}$, 消光系数为 0.44, 拔节到开花积温为 $542\ ^\circ\text{C}\cdot\text{d}$, 蒸腾效率系数为 0.0056; 3) 上述参数优化后的叶面积指数实测值与模拟值之间的均方根误差平均值从参数优化前的 0.080 减小到 0.042, 归一化均方根误差平均值从 11.54% 减小到 6.11%, 模型有效性指数平均值从 0.962 增加到 0.988, 优化后叶面积指数的模拟更好。该方法相对于传统的手工试错法, 避免了优化参数的不确定性, 实现参数自动率定, 提高模型参数的率定效率, 有利于模型快速地本地化应用, 并指导农业生产。本研究方法也对 APSIM-Wheat 模型中其他作物模块的参数调整优化具有指导意义。

关键词: 旱地小麦; APSIM-Wheat 模型; 全局敏感性分析; 模型参数优化; EFAST 方法; 粒子群算法

中图分类号: S512.1

Sensitivity analysis and optimization of leaf area index related parameters of dryland wheat based on APSIM model*

WEI Xuehou, NIE Zhigang**

(School of Information Science and Technology, Gansu Agricultural University, Lanzhou 730070, China)

Abstract: Crop growth model parameterization is characterized by a large number of parameters and the low efficiency of parameterization. To determine the rate of crop model parameters quickly and efficiently, the promotion of rapid application of crop models in localization is required. In this study, we used a combination of sensitivity analysis and intelligent optimization algorithm to adjust the

* 国家自然科学基金项目(32160416)、甘肃省教育厅产业支撑计划(2021CYZC-15, 2022CYZC-41) 和甘肃农业大学青年导师扶持基金(GAU-QDFC-2022-19) 资助

** 通信作者: 聂志刚, 主要从事作物生长模拟模型方面的研究。E-mail: niezg@gsau.edu.cn

魏学厚, 主要从事作物生长模拟模型参数分析及优化方面的研究。E-mail: 1584618764@qq.com

收稿日期: 2023-06-20 接受日期: 2023-09-22

* This study was supported by the National Natural Science Foundation of China (32160416), Gansu Provincial Education Department Industrial Support Plan Project (2021CYZC-15, 2022CYZC-41), and Gansu Agricultural University Youth Mentor Support Fund (GAU-QDFC-2022-19).

** Corresponding author, E-mail: niezg@gsau.edu.cn

Received Jun. 20, 2023; accepted Sep. 22, 2023

parameters of the crop model. We used the experimental data (leaf area index) of dryland wheat in large fields in Mazichuan Village, Lijiabao Town from 2002 to 2004, and Anjiagou Village, Fengxiang Town from 2015 to 2017 in Anding District, Dingxi City, Gansu Province as references. Using the extended Fourier amplitude sensitivity test method, a sensitivity analysis of 23 parameters of the APSIM-Wheat dryland wheat leaf growth sub-model was performed using SimLab software, and the sensitivity coefficients of each parameter to the model results were obtained. On this basis, the parameters with a larger first-order sensitivity index and global sensitivity index were selected as the optimization parameters, and R programming was used to construct the algorithmic fitness function, implement the particle swarm optimization algorithm, and run the APSIM-Wheat model to optimize the parameters automatically. We performed this to ensure fast and effective determination of the model parameters. The results showed that: 1) the six parameters most sensitive to the leaf growth model of dryland wheat were, in descending order, maximum specific leaf area at a leaf area index of 0, nitrogen limiting factors in leaf growth, accumulated temperature from seedling to jointing, extinction coefficient, accumulated temperature from jointing to flowering, and transpiration efficiency coefficient; 2) optimization of the parameters in the leaf growth sub-model for dryland wheat resulted in a maximum specific at a leaf area index of 0 was $26\ 652\ \text{mm}^2\cdot\text{g}^{-1}$, a nitrogen limiting factor in leaf growth was 0.96, an accumulated temperature from seedling to jointing was $382\ ^\circ\text{C}\cdot\text{d}$, an extinction coefficient was 0.44, an accumulated temperature from jointing to flowering was $542\ ^\circ\text{C}\cdot\text{d}$, and a transpiration efficiency coefficient was 0.0056; 3) after the optimization of the aforementioned parameters, the mean value of the root mean square error between the measured and simulated values of the leaf area index decreased from 0.080 to 0.042. The mean value of the normalized root mean square error decreased from 11.54% to 6.11%, and the mean value of the model validity index increased from 0.962 to 0.988, indicating that the simulation of the leaf area index was better after the optimization. When compared with the traditional manual trial-and-error method, this method avoids the uncertainty of the optimization parameters, quickly and efficiently identifies the important parameters of the model, realizes automatic parameter rate fixing, improves the efficiency of model parameter rate fixing, alleviates the problem of many parameters and low efficiency in the process of model rate fixing, and finally, enables the model to be applied locally faster so that it can better guide the agricultural production. The methodology of this study is also instructive for the parameter tuning optimization of other crop modules in the APSIM-Wheat model.

Keywords: Dryland wheat; APSIM-Wheat model; Global sensitivity analysis; Model parameter optimization; EFAST method; Particle swarm optimization

粮食安全是国家安全的重要根基。精准农业有利于解决粮食不安全问题,而作物生长模型是精准农业决策的重要部分^[1],因此作物生长模型的精确模拟能够更好地指导农业生产,保证粮食安全。作物生长模型能够较好地描述土壤-作物-大气系统相互作用机理,帮助我们提高对作物与环境之间关系的理解,评价农业生产管理措施对农田生态环境的影响^[2]。常见的作物模型都是基于过程的模拟模型,其准确性依赖于内部的众多参数,参数间复杂的相互作用导致模型结果有很大不确定性^[3],导致模型在本地化应用中的参数率定有一定困难性,极大地限制了模型应用。

作物模型的校准是根据先验知识和田间试验数据确定模型参数,然后比较模拟结果和实测结果,再调整模型的参数,使模型模拟结果和实测结果充分匹配的过程^[4]。常用的作物模型参数率定方法是手工试错法^[5],此方法凭借使用者的经验调整参数,方法简单,但需要频繁地试错且优化具有较强的主观性,不是一种有效的技术。模型参数间复杂的相互作用导致模型结果存在很大不确定性,部分研究者使用敏感性分析方法对模型参数进行分析,筛选出对模型结果影响较大的参数,简化模型,一定程度上

优化了调参的过程,使调参变得有依据。敏感性分析方法有局部敏感性方法和全局敏感性方法,其中全局敏感性分析方法既考虑了单个参数对模拟结果的影响,又考虑了参数间相互作用对模拟结果的影响,弥补了局部敏感性分析方法的不足,被广泛运用于复杂机理模型分析中。例如 extended Fourier amplitude sensitivity test (EFAST)全局敏感性分析方法被国内外很多学者运用在作物模型敏感性参数分析中,均取得了不错的成果。崔金涛等^[6]利用 EFAST 方法对 CERES-Wheat 模型土壤参数进行了敏感性分析研究,简化了不同条件下测量参数的数量;兴安等^[7]利用 EFAST 方法对不同生产水平下 WOFOST 模型冬小麦 (*Triticum aestivum*) 和夏玉米 (*Zea mays*) 产量形成参数进行敏感性分析研究,为模型参数标定提供基础;Vanuytrecht 等^[8]利用 EFAST 方法对不同环境下 AquaCrop 模型玉米、冬小麦和水稻 (*Oryza sativa*) 参数进行了敏感性分析,制定了有效校准模型的准则。使用敏感性分析方法虽然界定了参数对模型结果的重要度,简化了模型,但后期的参数调优仍需要手工完成,工作量大,此方法有一定的不足。基于过程的作物模型具有非线性、非凸、参数间关联大的特点,另一部分研究将智能算法运用到作物模型的

参数率定中,将模型参数优化问题转换为有约束的多模态函数优化问题^[9],实现模型参数的自动率定,提高了调参效率。Soundharajan 等^[10]利用标准 GA (Genetic Algorithm) 对 ORYZA2000 模型参数实现了自动校准,提高了正常灌溉和水分胁迫下的模拟精度;房全孝^[11]利用 PEST 对根系水质模型 (RZWQM) 的土壤和根系生长参数和作物遗传参数进行了参数估计,提高了模拟土壤水分的精度;聂志刚等^[12]利用混合蛙跳算法对 APSIM 模型的产量形成参数做了优化,提高了模拟产量效果,相比传统的手工试错法校正的结果,使用智能算法明显提升了参数的优化效率和模型的精度。使用智能算法优化模型参数时,优化参数的选择也是非常重要的,选择对模型结果影响不大的参数不会提高模型的精度,相反可能会增加算法计算量,因此这种方法也存在一定缺点。本研究结合上述研究的不足,把敏感性分析方法与智能算法相结合,先对模型参数进行敏感性分析,界定重要参数,为参数优化选择提供依据,然后使用智能算法对重要参数进行优化,以期快速、有效地率定模型参数,为模型本地化应用提供帮助。群智能优化算法具有较强的鲁棒性,粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO) 是典型的群智能优化算法之一,相对于其他优化算法更易于实现和调整,随机初始化粒子的位置和速度,算法参数设置少,通过粒子之间的信息交流和经验共享,粒子可以在参数空间中搜索全局最优解,使得粒子群算法更适合用于处理作物模型这种非凸、多峰和高维的复杂问题。

聂志刚等^[12]、李广等^[13]和邓晓垒等^[14]使用澳大利亚农业生产模拟平台 APSIM-Wheat 对黄土丘陵地区旱地小麦的研究中,分别使用手工试错法、智能算法和敏感性分析优化模型参数,这些模型参数优化方法均有一定缺点,因此欲提升 APSIM-Wheat 模型参数优化效率,实现模型参数快速、有效率定,迫切需要采用敏感性分析和智能算法相结合的方式提升参数率定的能力。

在作物模型的小麦产量形成因素中,叶面积指数是一个重要变量,其模拟的准确性是模型预测作物生长和产量的关键^[15]。为了更精准地模拟黄土丘陵地区旱地小麦生长过程,并为 APSIM-Wheat 旱地小麦产量形成协同模型调参提供依据,使其更好地为当地旱地小麦的高产、高效和优质生产的智能化作业提供技术支持,本研究以定西市安定区多年 (2002—2004 年和 2015—2017 年) 旱地小麦实测数据为依据,首先用 EFAST 敏感性分析方法分析筛选影响 APSIM-Wheat 模型旱地小麦叶片生长的重要参

数,然后采用粒子群优化算法,对筛选的较敏感参数进行选择优化,以期模型有更好的应用效果。

1 材料与方法

1.1 研究数据

黄土高原丘陵地区昼夜温差大且光热资源较为丰富,土壤水分基本来源于自然降水,降水一般集中在 7—9 月,没有灌溉条件,平均海拔约 2000 m,属于中温带旱作雨养农业区。

大田试验位于甘肃省定西市安定区李家堡镇麻子川村和风翔镇安家沟村,两地相距 30 km,是典型的黄土高原丘陵区。试验小麦品种为旱地小麦‘定西 35 号’,采用传统耕作,播种使用免耕播种机,播种量为 $187.5 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$,播种深度为 7 cm,行距 25 cm,小区面积为 24 m^2 ($6 \text{ m} \times 4 \text{ m}$)。正常播种时间为 3 月 19 日。定西市安定区 (1971—2019 年) 的气象数据均来自气象站点 52995,气象数据包括:逐日太阳辐射量 ($\text{MJ} \cdot \text{m}^{-2}$)、逐日最高和最低气温 ($^{\circ}\text{C}$)、逐日蒸发量 (mm) 和逐日降水量 (mm)。土壤数据均来自田间实测数据,具体的土壤属性参数见表 1。田间管理数据来自定西地区传统的耕作管理方式。

研究涉及到的观测数据为叶面积指数。在旱地小麦出苗—分蘖、分蘖—拔节、拔节—孕穗、孕穗—抽穗、抽穗—开花、开花—灌浆、灌浆—成熟 7 个生长阶段,利用对角线随机取样法,取长势良好的 10 株小麦,测量每株所有叶片的叶长与叶宽,采用长宽系数法^[16]计算小麦叶面积指数,该系数约为 0.83。每个生长阶段重复测量 3 次,取平均值为该阶段叶面积指数实测值。

1.2 APSIM 模型

APSIM 模型是一种由澳大利亚农业生产系统组 (APSRU) 开发的,用于模拟农业生产系统主要组成部分的机理模型^[17-18]。该模型通过插件机制容纳各个模块 (作物模块、土壤模块、气候模块、管理模块),用户可根据实际情况,自主组合模块,具有灵活性。其中 APSIM-Wheat 模型是基于日步长的,模拟每天单位面积小麦作物的生长和发育情况。在该模型中,小麦的生长和发育受天气、管理措施和土壤水氮的影响。

1.3 全局敏感性分析方法

本研究采用的 EFAST 方法,是由 Saltelli 等^[19]结合 Sobol 法和 FAST 两种方法的优点提出的一种基于方差分解的全局敏感性分析方法,具有低样本量和计算效率高的特点。针对复杂作物生长模型单次模拟速度慢的问题,使用 EFAST 方法进行有限次模

表 1 试验区土壤属性参数^[13]
Table 1 Soil property parameters in the experimental area^[13]

土层 Soil layer (mm)	容重 Bulk density (g·cm ⁻³)	最大持水量 Field capacity (mm·mm ⁻¹)	萎蔫系数 Wilting coefficient (mm·mm ⁻¹)	风干系数 Coefficient of air- dry (mm·mm ⁻¹)	饱和水含量 Saturated water content (mm·mm ⁻¹)	土壤导水率 Soil hydraulic conductivity (mm·h ⁻¹)	有效水分下限 Lower limit of effective moisture (mm·mm ⁻¹)
0~50	1.29	0.27	0.08	0.01	0.46	0.60	0.09
50~100	1.23	0.27	0.08	0.01	0.49	0.60	0.09
100~300	1.32	0.27	0.08	0.05	0.45	0.60	0.09
300~500	1.20	0.27	0.08	0.07	0.50	0.60	0.09
500~800	1.14	0.26	0.09	0.07	0.52	0.60	0.09
800~1100	1.14	0.27	0.09	0.07	0.52	0.60	0.10
1100~1400	1.13	0.26	0.11	0.07	0.48	0.60	0.11
1400~1700	1.12	0.26	0.13	0.07	0.53	0.60	0.13
1700~2000	1.11	0.26	0.13	0.07	0.53	0.60	0.15

拟即可找到模型敏感性参数,而不需要进行大量的模拟试验。EFAST 方法有两个指标:一阶敏感性指数和全局敏感性指数,算法简单介绍如下。

设 $y=f(x_1, x_2, \dots, x_m)$, 通过函数把它转换成 $y=f(s)$ 形式,转换函数为:

$$x_i = 0.5 + \frac{\arcsin[\sin(\omega_i \times s + \varphi_i)]}{\pi} \quad (1)$$

$$y = f(s) = \sum_{p=-\infty}^{\infty} [A_p \times \cos(p \times s) + B_p \times \sin(p \times s)] \quad (2)$$

$$A_p = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \times \cos(p \times x) dx \quad (3)$$

$$B_p = \frac{1}{\pi} \int_{-\pi}^{\pi} f(x) \times \sin(p \times x) dx \quad (4)$$

式中: ω_i 为每个参数 x_i 的振荡频率, $i=1, 2, \dots, m$; φ_i 为每个参数 x_i 的随机初相位,取值范围为 $[0, 2\pi]$; s 为标量变量,取值范围为 $[-\pi, \pi]$; p 为变换参数, $p \in Z=\{-\infty, \dots, -1, 1, \dots, +\infty\}$; A_p 和 B_p 为傅里叶振幅,傅里叶级数的频谱曲线定义为:

$$\Lambda_p = A_p^2 + B_p^2 \quad (5)$$

参数 x_i 变化引起的模型输出方差 (V_i) 为:

$$V_i = \sum_{p \in Z} \Lambda_p \times \omega_i = 2 \sum_{p=1}^{\infty} \Lambda_p \times \omega_i \quad (6)$$

模型总方差 (V) 为:

$$V = \sum_{p \in Z} \Lambda_p = 2 \sum_{p=1}^{\infty} \Lambda_p \quad (7)$$

s 在 $[-\pi, \pi]$ 中等间隔取样,傅里叶振幅 A_p 和 B_p 近似计算式为:

$$A_p \approx \frac{1}{N_s} \sum_{k=1}^{N_s} [f(s_k) \times \cos(p \times s_k)] \quad (8)$$

式中: N_s 为取样参数, s_k 为标量变量 s 的第 k 个取样值。

$$B_p \approx \frac{1}{N_s} \sum_{k=1}^{N_s} [f(s_k) \times \sin(p \times s_k)] \quad (9)$$

$$p \in \left\{ -\frac{N_s-1}{2}, \dots, -1, 0, 1, \dots, \frac{N_s-1}{2} \right\}$$

模型的总方差可分解为:

$$V = \sum_{1 \leq i \leq m} V_i + \sum_{1 \leq i \leq j \leq m} V_{i,j} + \sum_{1 \leq i \leq j \leq k \leq m} V_{i,j,k} + \dots + V_{1,2,\dots,m} \quad (10)$$

式中: $V_{i,j}$ 为参数 x_i 通过参数 x_j 作用引起的模型方差, $V_{i,j,k}$ 为参数 x_i 通过参数 x_j 和 x_k 作用引起的模型方差, $V_{1,2,\dots,m}$ 为参数 x_i 通过其余 $m-1$ 个参数相互作用引起的模型方差。归一化处理后,参数 x_i 的一阶敏感性指数 (S_i) 为:

$$S_i = \frac{V_i}{V} \quad (11)$$

全局敏感性指数 (S_{Ti}) 为:

$$S_{Ti} = \frac{V - V_{-i}}{V} \quad (12)$$

式中: V_{-i} 为除变量 x_i 外其他所有变量的方差总和。

本研究把 $S_i > 0.05$ 、 $S_{Ti} > 0.10$ ($S_i + S_{Ti} > 0.15$) 定义为敏感性参数的标准^[20]。

1.4 敏感性分析参数选择和方案设计

本文主要研究 APSIM-Wheat 旱地小麦叶片生长子模型的相关参数,参数说明如表 2 所示。叶片生长子模型品种参数选择参考 Zhao 等^[21] 的研究及 APSIM 官网中小麦模型文档说明^[22],参数取值范围是根据 APSIM-Wheat 模型初始值上下浮动 50%,且所有参数取值范围均服从均匀分布,本研究主要考虑模型叶面积指数的输出,分析 APSIM-Wheat 旱地小麦叶片生长子模型的相关参数对叶面积指数的敏感性,在此基础上选取优化参数对叶片生长子模型进行优化。

本研究的全局敏感性分析试验借助专业的灵敏度分析软件 SimLab 2.2 的 EFAST 模块进行分析,使用 R 4.1.2 中 apsimx 包并借助 RStudio 对 APSIM-Wheat

表 2 APSIM-Wheat 旱地小麦叶片生长子模型的 23 个品种参数及其上下限

Table 2 Parameters of 23 varieties and their upper and lower limits of the APSIM-Wheat leaf growth submodel for dryland wheat

参数 Parameter	定义 Definition	下限值 Lower bound	上限值 Upper bound
Photop_sens	作物光周期敏感性指数 Crop photoperiodic sensitivity index	0	5
Vern_sens	作物春化敏感性指数 Crop vernalization sensitivity index	0	5
y_rue	出苗到灌浆结束的辐射利用效率 Radiation use efficiency from seedling emergence to the end of grouting ($\text{g}\cdot\text{MJ}^{-1}$)	1.1160	1.3640
y_extinct_coef	消光系数 Extinction coefficient (k)	0.25	0.75
node_no_correction	叶鞘中正在生长的叶数 Number of growing leaves in leaf sheaths	1	3
leaf_no_at_emerg	出苗时的叶片数量 Number of leaves at emergence	1	3
initial_tpla	初始叶面积 Initial leaf area ($\text{mm}^2\cdot\text{plant}^{-1}$)	100	300
min_tpla	最小叶面积 Minimum leaf area ($\text{mm}^2\cdot\text{plant}^{-1}$)	2.5	7.5
y_sla_max0	叶面积指数为0时最大比叶面积 Maximum specific leaf area at a leaf area index of 0 ($\text{mm}^2\cdot\text{g}^{-1}$)	13 500	40 500
y_sla_max5	叶面积指数为5时最大比叶面积 Maximum specific leaf area at a leaf area index of 5 ($\text{mm}^2\cdot\text{g}^{-1}$)	11 000	33 000
tt_end_of_juvenile	出苗到拔节积温 Accumulated temperature from seedling to jointing ($^{\circ}\text{C}\cdot\text{d}$)	200	600
tt_floral_initiation	拔节到开花积温 Accumulated temperature from jointing to flowering ($^{\circ}\text{C}\cdot\text{d}$)	250	800
tt_flowering	开花到灌浆积温 Accumulated temperature from flowering to grouting ($^{\circ}\text{C}\cdot\text{d}$)	60	180
tt_start_grain_fill	灌浆到成熟积温 Accumulated temperature from grouting to maturity ($^{\circ}\text{C}\cdot\text{d}$)	200	900
y_node_no_rate	节点出现的热时间间隔 Thermal time interval for node appearance ($^{\circ}\text{C}\cdot\text{d}$)	47.5	142.5
transp_eff_cf	蒸腾效率系数 Transpiration efficiency coefficient	0.003	0.009
fr_lf_sen_rate	主茎和节点上总叶片老化比例 Proportion of total leaves aging on main stems and nodes	0.0175	0.0525
sen_rate_water	光合叶片老化的水分胁迫斜率 Water stress slopes in photosynthetic leaf aging	0.005	0.01
sen_light_slope	遮阴导致叶面积老化敏感性系数 Sensitivity coefficient of leaf area aging due to shading	0.0010	0.0030
lai_sen_light	遮阴导致老化的最大叶面积指数 Maximum leaf area index for shade-induced deterioration ($\text{m}^2\cdot\text{m}^{-2}$)	3.5	10.5
node_sen_rate	主茎上的节点老化率 Node aging rate on the main stem ($^{\circ}\text{C}\cdot\text{d}\cdot\text{node}^{-1}$)	30	90
N_fact_expansion	叶片生长的氮限制因子 Nitrogen limiting factors during leaf growth	0	1
N_fact_photo	氮亏缺对光合作用的影响系数 Coefficient of effect of nitrogen deficit on photosynthesis	0.75	2.25

transp_eff_cf是计算蒸腾效率时用到的系数,并非广义的蒸腾效率系数。transp_eff_cf is the coefficients used in the calculation of transpiration efficiency and it is not generalized coefficients of transpiration efficiency.

模型进行批量模拟运行,具体步骤如下:

1) 在 SimLab 2.2 软件中定义模型参数的取值范围,并假设参数的取值服从均匀分布。待分析参数取值范围如表 2 所示。

2) 对输入的参数进行采样。本研究共输入了 23 个参数,产生 $23\times 105=2415$ 组参数(EFAST 法认为采样次数大于参数个数 65 倍的分析结果有效,本研究设定为 105 倍)。

3) 对采样参数进行批处理,并整理模拟结果。采用 R 语言实现对 APSIM-wheat 模型的参数修改、批量运行和模拟结果的整理。

4) 使用 SimLab 2.2 软件进行敏感性分析。将批处理得到的模拟结果整理成 SimLab 2.2 可识别的格式,输入到 SimLab 2.2 软件中进行分析,最终得到分析参数的一阶敏感性指数和全局敏感性指数。

1.5 参数优化方法

1.5.1 粒子群优化算法原理简介

粒子群优化算法 (particle swarm optimization, PSO)

是 1995 年 Kennedy 等^[23]提出的,是通过模拟鸟群捕食行为设计的一种随机优化技术。基本原理是通过群体中个体之间的相互协作和信息共享来寻找最优解。利用 PSO 对 APSIM-Wheat 模型参数进行优化时,将模型参数抽象成一个粒子,在迭代过程中,每个粒子都跟踪其个体最佳解决方案和群体最佳解决方案,以粒子自身历史最优值 (p_{best}) 和所有粒子全局最优值 (g_{best}) 更新速度和位置,不断朝着更优的解移动,从而找到模型最优参数^[24]。粒子的速度和位置更新公式如下:

$$v_i(t+1) = w \times v_i(t) + c_1 \times r_1 \times [p_{\text{best}} - x_i(t)] + c_2 \times r_2 \times [g_{\text{best}} - x_i(t)] \quad (13)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + v_i(t+1) \quad (14)$$

式中: t 为迭代次数; w 为惯性因子; r_1 和 r_2 为 $[0, 1]$ 之间的随机数; c_1 和 c_2 分别为个体学习因子和种群学习因子; 对于标准粒子群算法, $w=0.721$, $c_1=c_2=1.193$ 。

1.5.2 模型参数优化

基于 APSIM 7.10 平台, 利用 R 语言编写 PSO 算法及其相关程序, 实现参数优化, 并通过自动调用 APSIM-Wheat 模型进行优化, 优化步骤如下所示:

1) 种群的初始化。根据敏感性分析结果, 选择敏感性参数作为优化对象。定义种群大小 (S) 和迭代次数 (MaxItem) 与优化参数的定义区间, 并随机产生初始迭代状态下的粒子飞行位置和飞行速度, 将粒子的个体最优位置和全局最优位置设置为当前位置。其中 $S=100$, $\text{MaxItem}=200$ 。

2) 计算适应度。评价函数是 PSO 方法优化 APSIM-Wheat 模型的核心, 利用 R 语言调用 APSIM-Wheat 模型进行完整的运算, 计算优化的适应度, 使研究区小麦叶面积指数多年 (2002—2004 年和 2015—2017 年) 的实测值和模拟值间误差尽量小, 优化 APSIM-Wheat 旱地小麦叶面积指数的评价函数如下所示:

$$G(X) = \min \sum_i (\text{LAI}_{\text{real},j} - \text{LAI}_{\text{sim},j})^2 \quad (15)$$

式中: $\text{LAI}_{\text{real},j}$ 为小麦的叶面积指数实测值; $\text{LAI}_{\text{sim},j}$ 为小麦的叶面积指数模拟值; i 代表年份 (试验年份为 2002—2004 和 2015—2017); j 代表叶面积指数测算阶段, 分别为出苗—分蘖、分蘖—拔节、拔节—孕穗、孕穗—抽穗、抽穗—开花、开花—灌浆、灌浆—成熟。其中叶面积指数模拟值由 APSIM-Wheat 模型运行得来。

3) 更新个体最优位置。若粒子当前位置适应值比其局部最优位置 (p_{best}) 的适应值更低, 则用粒子当前位置的适应度值作为粒子个体最优解, 当前位置作为个体最优位置。

4) 更新全局最优位置。若粒子当前位置适应值比全局最优位置 (g_{best}) 的适应值更低, 则用粒子当前位置的适应度值作为粒子全局最优解, 当前位置作为全局最优位置。

5) 更新粒子速度和位置。根据式 (13) 和 (14) 计算每个粒子的速度和位置。

6) 如果达到最大迭代次数则算法结束, 否则转向步骤 2)。

1.6 模型效果评价

模型使用均方根误差 (RMSE)、归一化均方根误差 (NRMSE) 和模型有效性指数 (M_E) 来评价实测值与模拟值的吻合程度 (即评价效果), 计算如下所示:

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{\text{obs}} - Y_{\text{sim}})^2} \quad (16)$$

$$\text{NRMSE} = 100 \times \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{\text{obs}} - Y_{\text{sim}})^2}}{Y_{\text{mean}}} \quad (17)$$

$$M_E = 1 - \frac{\sum (Y_{\text{obs}} - Y_{\text{sim}})^2}{\sum (Y_{\text{obs}} - Y_{\text{mean}})^2} \quad (18)$$

式中 Y_{sim} 为模拟值, Y_{obs} 为实测值, Y_{mean} 为平均实测值。RMSE 和 NRMSE 值越小, 表示模拟值与实测值的误差越小, 模型模拟效果越好^[25]。 M_E 的值为 [0.5, 1] 时, 表示模型模拟效果较好, M_E 的值越接近 1, 表示模型模拟效果越好^[26]。

2 结果与分析

2.1 敏感性分析结果

APSIM-Wheat 旱地小麦叶片生长子模型的相关参数对叶面积指数的敏感性分布如图 1 所示。其中, 一阶敏感性指数高于 0.05 的参数 (对模型敏感的参数) 依次为叶片生长的氮限制因子 (N_fact_expansion)、叶面积指数为 0 时最大比叶面积 (y_sla_max0)、出苗到拔节积温 ($\text{tt_end_of_juvenile}$)、拔节到开花积温 ($\text{tt_floral_initiation}$)、蒸腾效率系数 (transp_eff_cf), 其敏感性值分别为 0.315、0.279、0.197、0.0509、0.0502, 其余参数一阶敏感性指数均小于 0.05; 全局敏感性指数高于 0.10 的参数 (对模型敏感的参数) 依次为叶面积指数为 0 时最大比叶面积 (y_sla_max0)、叶片生长的氮限制因子 (N_fact_expansion)、出苗到拔节积温 ($\text{tt_end_of_juvenile}$)、消光系数 (y_extinct_coef)、拔节到开花积温 ($\text{tt_floral_initiation}$)、蒸腾效率系数 (transp_eff_cf), 其敏感性值分别为 0.447、0.441、0.225、0.153、0.147、0.102, 其余参数全局敏感性指数均小于 0.1。

2.2 粒子群优化算法参数优化

2.2.1 粒子群优化算法优化参数选择

由上节的敏感性分析结果可知, 一阶和全局敏感性指数结果对叶面积指数的敏感参数基本一致, 只不过顺序略有不同, 由此选择对叶面积指数敏感性较大的 6 个参数进行优化, 包括叶面积指数为 0 时最大比叶面积 (y_sla_max0)、叶片生长的氮限制因子 (N_fact_expansion)、出苗到拔节积温 ($\text{tt_end_of_juvenile}$)、消光系数 (y_extinct_coef)、拔节到开

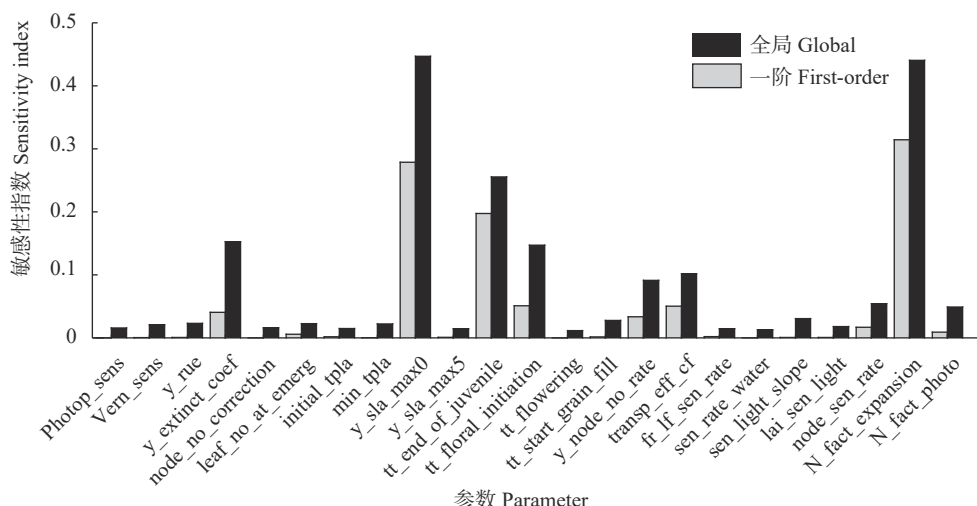


图 1 APSIM-Wheat 旱地小麦叶片生长子模型的相关参数对叶面积指数的全局和一阶敏感性分析

Fig. 1 Global and first-order sensitivity analysis of leaf area index to relevant parameters of the APSIM-Wheat leaf growth submodel for dryland wheat

模型各个参数说明见表 2。Details of the parameters of the model can be seen in Table 2.

花积温 ($tt_floral_initiation$)、蒸腾效率系数 ($transp_eff_cf$)。

将李广等^[13]在黄土丘陵沟壑区得到的 APSIM-Wheat 模型参数值以及手工试错法得到的参数值作为默认值,对模型进行优化。定义合理的优化参数范围,能使得要优化的参数结果均符合小麦农艺性状,模型贴切实际。据刘铁梅等^[15]研究发现,小麦最大比叶面积范围为 $22\ 000\sim 45\ 000\ \text{mm}^2\cdot\text{g}^{-1}$ 。据参考文献^[27]所示,直立型叶片的禾谷类作物群体(包含小麦)消光系数约为 $0.3\sim 0.7$ 。蒸腾效率系数是指模型中将饱和水汽压差转换为蒸腾效率的系数。对于叶片生长的氮限制因子、出苗到拔节积温、拔节到开花积温和蒸腾效率系数 4 个参数范围,根据默认值给予 $\pm 10\%$ 的扰动。其余敏感性较小的参数使用模型的默认值。

2.2.2 粒子群优化算法优化验证

使用 2002—2004 年麻子川村和 2015—2017 年安家沟村数据对模型进行调参和模拟验证。旱地小麦叶面积指数的优化及验证结果如图 2 所示,结果表明使用手工试错法得到的模拟结果与使用 PSO 优化后的模拟结果均在 $-15\%\sim +15\%$ 误差内,使用 PSO 优化后的模拟结果比手工试错法的模拟结果更趋近于 1:1 线,一致性更好,优化参数的初始值及其优化值如表 3 所示。

对手工试错法结果和 PSO 优化结果进行分析(表 4),麻子川村叶面积指数模拟结果的 RMSE 从 0.070 减小到 0.038, NRMSE 从 10.53% 减小到 5.74%,

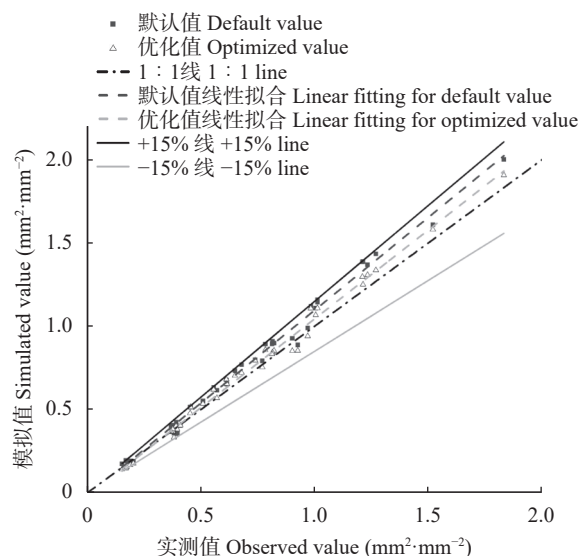


图 2 APSIM-Wheat 旱地小麦叶面积指数优化前和优化后与实测值的关系

Fig. 2 Relationship between pre- and post-optimization and measured values of leaf area index of APSIM-Wheat dryland wheat

M_E 从 0.968 增加到 0.989; 安家沟村叶面积指数模拟结果的 RMSE 从 0.090 减小到 0.046, NRMSE 从 12.55% 减小到 6.47%, M_E 从 0.956 增加到 0.987; RMSE 平均值从 0.080 减小到 0.042, NRMSE 平均值从 11.54% 减小到 6.11%, M_E 平均值从 0.962 增加到 0.988。综上所述,相比手工试错法,利用 PSO 方法对 APSIM-Wheat 模型参数进行优化,可以进一步提高定西地区旱地小麦叶面积指数模拟结果的精确度。

表 3 APSIM-Wheat 旱地小麦叶片生长子模型相关参数的初值及优化值

Table 3 Initial and optimized values of parameters related to the APSIM-Wheat leaf growth submodel for dryland wheat

参数 Parameter	单位 Unit	初值 Initial value	优化值 Optimized value
y_sla_max0	mm ² ·g ⁻¹	26 000	26 652
N_fact_expansion		1.00	0.96
tt_end_of_juvenile	°C·d	400	382
y_extinct_coef		0.49	0.44
tt_floral_initiation	°C·d	555	542
transp_eff_cf		0.0060	0.0056

模型各个参数说明见表2。Details of the parameters of the model can be seen in Table 2.

表 4 APSIM-Wheat 旱地小麦叶片生长子模型的小麦叶面积指数模拟检验结果

Table 4 Results of the simulation test of leaf area index of dryland wheat using APSIM-Wheat leaf growth sub-model

参数 Parameter	麻子川村 Mazichuan Village			安家沟村 Anjiagou Village		
	RMSE	NRMSE (%)	M_E	RMSE	NRMSE (%)	M_E
默认值 Default value	0.070	10.53	0.968	0.090	12.55	0.956
优化值 Optimized value	0.038	5.74	0.989	0.046	6.47	0.987

RMSE为均方根误差, NRMSE为归一化均方根误差, M_E 为模型有效性指数。RMSE is root mean square error; NRMSE is normalized root mean square error; M_E is the model validity index.

3 讨论

3.1 参数的全局敏感性

本研究首先采用扩展傅里叶幅度检验法, 分析了 APSIM-Wheat 旱地小麦叶片生长子模型 23 个参数对小麦叶面积指数的影响。从分析结果来看, 一阶和全局指数结果对叶面积指数的敏感参数基本一致, 只不过排名略有不同。叶面积指数为 0 时最大比叶面积 (y_sla_max0)、叶片生长的氮限制因子 (N_fact_expansion)、出苗到拔节积温 (tt_end_of_juvenile)、消光系数 (y_extinct_coef)、拔节到开花积温 (tt_floral_initiation) 和蒸腾效率系数 (transp_eff_cf) 对叶片生长的影响较为敏感。这是因为氮素适量增加可以使小麦叶片阻力降低, 气孔导度增加, 酶活性提高, 从而增大光合速率, 使得叶片的干物质增加, 小麦叶和非叶光合器官 (茎鞘、穗、芒) 伸长和增宽, 最终促进小麦叶片的增大; 但当氮素亏缺时, 就会影响叶片光合效率, 叶片内叶绿素含量减少, 叶片较早进入衰老阶段, 影响叶片生长^[28-30]。比叶面积是叶片单面面积与其干重的比值, 即单位干质量的叶片面积, 与叶片光合速率有显著相关性。较大的比叶面积可以为光合作用提供更大的表面积, 叶片净光合速率变高, 从而影响冠层叶片生长^[31]; 但叶片面积过大时, 尽管增加了冠层的光能截获量, 但不利于群体内部冠层之下的叶片接受光能, 从而影响叶片光合效率。积温是指在一定时期内积累的温度, 它影响小麦的茎蘖和叶片的生长, 春小麦拔节期之前增温 0.5℃ 可增加叶片抗逆性, 促进光合作用和干物质的积累, 小麦开花期增温则会降低旗叶光合速率, 加快

叶片衰老, 不利于叶片生长^[32]。消光系数反映了光透过群落后的消减程度, 在一定范围内, 其值愈高代表植物所吸收和截获的光能越多, 植物叶片的光合作用越强, 由此间接影响叶片的光合作用, 从而影响叶片生长^[33]; 但当消光系数值太大时, 冠层对光的吸收和散射能力增强, 较少的光穿透植株冠层, 冠层下的叶片接收的光照强度较弱, 影响叶片光合效率。消光系数单独对叶面积指数的影响不明显, 但与叶片蒸腾速率相互作用时, 会影响小麦光合作用和有机物质合成与运输, 影响小麦叶片生长^[34]; 蒸腾效率是指植物每蒸腾 1 kg 水所形成的干物质的克数, 较高的蒸腾效率有助于水分供应, 保持较高的 CO₂ 浓度从而促进光合作用, 增加植物干物质的量, 促进叶片的生长^[35]; 但当蒸腾效率太高时, 水分蒸发速度较快, 在干旱条件下, 就会导致小麦水分亏缺, 增加水分胁迫风险, 从而影响小麦生长和产量。从谢松涯等^[36]对其他作物模型 WOFOST 的小麦叶面积指数分析结果来看, 比叶面积和出苗到开花积温均为较敏感的参数。

Wang 等^[37]证明了模型参数范围的选取和采样次数都对敏感性的结果影响很大。因为本研究中参数敏感性分析的目的是客观地选出较敏感的参数, 为下一步模型的优化做准备, 所以没有考虑参数的范围变化对参数敏感性结果的影响, 参数取值范围是参考前人研究并结合模型初始值给定的, 取值的上下浮动均一致。而对于采样次数的影响, 参考崔金涛等^[6]利用 EFAST 方法进行模型参数敏感性分析时的采样次数, 并进行了多次不同的采样, 直到敏感

性分析结果基本趋于一致, 以确保消除采样次数对敏感性的影响。

3.2 粒子群优化算法参数优化

根据上节的敏感性分析结果, 选择 APSIM-Wheat 旱地小麦叶片生长子模型中对叶片生长较为敏感的参数作为优化对象。基于 R 语言使用 PSO 算法调用 APSIM-Wheat 模型实时运行, 从而进行模型参数的优化。结果表明, 优化前后模拟值和实测值的拟合结果均在 -15% ~ $+15\%$ 误差线内, 表明模型能够较好地反映优化前后叶面积指数模拟值与实测值之间的关系, 验证了使用这套方法在 APSIM-Wheat 模型中调参的可行性。

相对于传统的手工试错法, 本研究使用的粒子群参数优化方法对 APSIM-Wheat 模型参数的自动优化, 更具科学性。与其他研究相比, 本研究在参数优化之前进行参数敏感性分析, 可以选择出较敏感的参数进行优化, 减少了模型参数的不确定性, 节省调整模型的时间, 通过智能优化算法自动调控, 使模型模拟效果更准确, 还能为相关模型研究者调参提供参考。叶面积指数是作物模型中一个重要的生长参数, 它对作物光合作用、水分蒸腾和生物量积累等过程具有直接影响。通过对叶面积指数进行优化, 可以提高模型对作物生长过程描述的能力, 使模型能够更准确地估计作物的生长状况, 为农业管理提供指导和支持。

4 结论

本研究运用甘肃省定西市安定区李家堡镇麻子川村 (2002—2004 年) 和凤翔镇安家沟村 (2015—2017 年) 甘肃农业大学实验点旱地小麦生长数据, 利用扩展傅里叶幅度检验法对 APSIM-Wheat 旱地小麦叶片生长子模型的 23 个作物参数进行敏感性分析, 选出了对叶面积指数敏感性较高的 6 个参数进行优化, 对优化前后模拟值与实测值之间的关系进行验证, 得到以下结论。

1) 在 APSIM-Wheat 旱地小麦叶片生长子模型中, 对旱地小麦叶片生长有影响的 6 个敏感参数的敏感排序如下: 叶面积指数为 0 时最大比叶面积、叶片生长的氮限制因子、出苗到拔节积温、消光系数、拔节到开花积温和蒸腾效率系数。

2) 旱地小麦叶片生长子模型的参数优化结果: 叶面积指数为 0 时最大比叶面积为 $26\ 652\ \text{mm}^2\cdot\text{g}^{-1}$, 叶片生长的氮限制因子为 0.96, 出苗到拔节积温为 $382\ ^\circ\text{C}\cdot\text{d}$, 消光系数为 0.44, 拔节到开花积温为 $542\ ^\circ\text{C}\cdot\text{d}$,

蒸腾效率系数为 0.0056。

3) 通过研究模型参数优化前后与实测值之间的关系, 发现叶面积指数的均方根误差平均值从 0.080 减小到 0.042, 归一化均方根误差平均值从 11.54% 减小到 6.11%, 模型有效性指数平均值从 0.962 增加到 0.988。以上表明本方法实现了模型参数的自动率定, 避免了优化参数的不确定性, 相较于手工试错法, 优化后的参数对于定西地区旱地小麦叶片生长模拟效果更好。

参考文献 References

- [1] TANTALAKI N, SOURAVLAS S, ROUMELIOTIS M. Data-driven decision making in precision agriculture: the rise of big data in agricultural systems[J]. *Journal of Agricultural & Food Information*, 2019, 20(4): 344–380
- [2] 姜志伟, 陈仲新, 周清波, 等. CERES-Wheat作物模型参数全局敏感性分析[J]. *农业工程学报*, 2011, 27(1): 236–242
JIANG Z W, CHEN Z X, ZHOU Q B, et al. Global sensitivity analysis of CERES-Wheat model parameters[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2011, 27(1): 236–242
- [3] AHUJA L, MA L W. Parameterization of agricultural system models[M]//AHUJA L R, MA L W, HOWELL T A. *Agricultural System Models in Field Research and Technology Transfer*. Boca Raton: CRC Press, 2002
- [4] THORP K R, BATCHELOR W D, PAZ J O, et al. Using cross-validation to evaluate CERES-Maize yield simulations within a decision support system for precision agriculture[J]. *Transactions of the ASABE*, 2007, 50(4): 1467–1479
- [5] DAI C N, YAO M, XIE Z J, et al. Parameter optimization for growth model of greenhouse crop using genetic algorithms[J]. *Applied Soft Computing*, 2009, 9(1): 13–19
- [6] 崔金涛, 丁继辉, YESILEKIN N, 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, YESILEKIN N, 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
- [7] 兴安, 卓志清, 赵云泽, 等. 基于EFAST的不同生产水平下 WOFOST模型参数敏感性分析[J]. *农业机械学报*, 2020, 51(2): 161–171
XING A, ZHUO Z Q, ZHAO Y Z, et al. Sensitivity analysis of WOFOST model crop parameters under different production levels based on EFAST method[J]. *Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery*, 2020, 51(2): 161–171
- [8] VANUYTRECHT E, RAES D, WILLEMS P. Global sensitivity analysis of yield output from the water productivity model[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2014, 51: 323–332
- [9] CÉSAR TREJO ZÚÑIGA E, LÓPEZ CRUZ I L, GARCÍA A R. Parameter estimation for crop growth model using evolutionary

- and bio-inspired algorithms[J]. *Applied Soft Computing*, 2014, 23: 474–482
- [10] SOUNDHARAJAN B, SUDHEER K P. Sensitivity analysis and auto-calibration of ORYZA2000 using simulation-optimization framework[J]. *Paddy and Water Environment*, 2013, 11(1): 59–71
- [11] 房全孝. 根系水质模型中土壤与作物参数优化及其不确定性评价[J]. *农业工程学报*, 2012, 28(10): 118–123
FANG Q X. Optimizing and uncertainty evaluation of soil and crop parameters in root zone water quality model[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2012, 28(10): 118–123
- [12] 聂志刚, 李广, 王钧, 等. 基于APSIM模型旱地小麦叶面积指数相关参数的优化[J]. *中国农业科学*, 2019, 52(12): 2056–2068
NIE Z G, LI G, WANG J, et al. Parameter optimization for the simulation of leaf area index of dryland wheat with the APSIM model[J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2019, 52(12): 2056–2068
- [13] 李广, 黄高宝, William Bellotti, 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, WILLIAM B, et al. Adaptation research of APSIM model under different tillage systems in the Loess hilly-gullied region[J]. *Acta Ecologica Sinica*, 2009, 29(5): 2655–2663
- [14] 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
- [15] 刘铁梅, 王燕, 邹薇, 等. 大麦叶面积指数模拟模型[J]. *应用生态学报*, 2010, 21(1): 121–128
LIU T M, WANG Y, ZOU W, et al. Simulation model of barley leaf area index[J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2010, 21(1): 121–128
- [16] 逯玉兰, 李广, 闫丽娟, 等. 基于APSIM模型的不同氮肥方案小麦叶面积指数的模拟研究[J]. *甘肃农业大学学报*, 2020, 55(3): 38–44, 53
LU Y L, LI G, YAN L J, et al. Simulating study on leaf area index of spring wheat in dryland under different nitrogen fertilization schemes based on APSIM model[J]. *Journal of Gansu Agricultural University*, 2020, 55(3): 38–44, 53
- [17] ASSENG S, KEATING B A, FILLERY I R P, et al. Performance of the APSIM-wheat model in Western Australia[J]. *Field Crops Research*, 1998, 57(2): 163–179
- [18] ASSENG S, VAN KEULEN H, STOL W. Performance and application of the APSIM Nwheat model in the Netherlands[J]. *European Journal of Agronomy*, 2000, 12(1): 37–54
- [19] SALTELLI A, TARANTOLA S, CAMPOLONGO F, et al. Sensitivity Analysis in Practice[M]. Halsted Press: Wiley, 2004
- [20] DEJONGE K C, ASCOUGH J C, AHMADI M, et al. Global sensitivity and uncertainty analysis of a dynamic agroecosystem model under different irrigation treatments[J]. *Ecological Modelling*, 2012, 231: 113–125
- [21] ZHAO G, BRYAN B A, SONG X D. Sensitivity and uncertainty analysis of the APSIM-wheat model: interactions between cultivar, environmental, and management parameters[J]. *Ecological Modelling*, 2014, 279: 1–11
- [22] ZHENG B, CHENU K, DOHERTY A, et al. The APSIM-wheat module (7.5 R3008)[J]. *Agricultural Production Systems Simulator (APSIM) Initiative*, 2014: 615
- [23] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C]// *Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks*. November 27–December 1, 1995, Perth, WA, Australia. IEEE, 2002: 1942–1948
- [24] 丁帅伟, 席怡, 刘骞, 等. 基于粒子群算法的低渗油藏CO₂驱油与封存自动优化[J]. *中国石油大学学报(自然科学版)*, 2022, 46(4): 109–115
DING S W, XI Y, LIU Q, et al. An automatic optimization method of CO₂ injection for enhanced oil recovery and storage in low permeability reservoirs based on particle swarm optimization algorithm[J]. *Journal of China University of Petroleum (Edition of Natural Science)*, 2022, 46(4): 109–115
- [25] 刘志娟, 杨晓光, 王静, 等. APSIM玉米模型在东北地区的适应性[J]. *作物学报*, 2012, 38(4): 740–746
LIU Z J, YANG X G, WANG J, et al. Adaptability of APSIM maize model in Northeast China[J]. *Acta Agronomica Sinica*, 2012, 38(4): 740–746
- [26] ZHANG X C. Calibration, refinement, and application of the WEPP model for simulating climatic impact on wheat production[J]. *Transactions of the ASAE*, 2004, 47(4): 1075–1085
- [27] 张宪政. 作物生理研究法[M]. 北京: 农业出版社, 1992
ZHANG X Z. *Crop Physiology Research Method*[M]. Beijing: Agricultural Publishing House, 1992
- [28] 许育彬, 沈玉芳, 李世清. CO₂浓度升高和施氮对冬小麦光合面积及粒叶比的影响[J]. *中国生态农业学报*, 2013, 21(9): 1049–1056
XU Y B, SHEN Y F, LI S Q. Effects of elevated CO₂ and nitrogen application on photosynthetic area and grain-leaf ratio of winter wheat[J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2013, 21(9): 1049–1056
- [29] 李正鹏, 宋明丹, 冯浩. 水氮耦合下冬小麦LAI与株高的动态特征及其与产量的关系[J]. *农业工程学报*, 2017, 33(4): 195–202
LI Z P, SONG M D, FENG H. Dynamic characteristics of leaf area index and plant height of winter wheat influenced by irrigation and nitrogen coupling and their relationships with yield[J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2017, 33(4): 195–202
- [30] 许强, 王彦才, 马宏伟. 宁夏春小麦缺氮导致减产的生理机理研究[J]. *干旱地区农业研究*, 1999, 17(3): 56–61
XU Q, WANG Y C, MA H W. Study on physiological mechanism of the decline in spring wheat production caused by insufficient nitrogen in Ningxia[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 1999, 17(3): 56–61

- [31] FRANCO A C, BUSTAMANTE M, CALDAS L S, et al. Leaf functional traits of Neotropical savanna trees in relation to seasonal water deficit[J]. *Trees*, 2005, 19(3): 326–335
- [32] 胡燕美, 苏慧, 朱玉磊, 等. 花后早期增温对小麦旗叶光合和抗氧化特性及籽粒发育的影响[J]. *麦类作物学报*, 2020, 40(10): 1247–1256
- HU Y M, SU H, ZHU Y L, et al. Effects of early warming after anthesis on photosynthesis and anti-oxidant characteristics of flag leaf and grain development of wheat[J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2020, 40(10): 1247–1256
- [33] 康定明, 王宏星, 魏琳. 不同品种不同播期冬小麦株型和消光系数K的初步研究[J]. *石河子农学院学报*, 1993, 11(3): 15–21
- KANG D M, WANG H X, WEI L. A preliminary study on the relationship between varieties, seedling date and extinction coefficient (K value) of canopy leaves of winter wheat community[J]. *Journal of Shihezi University (Natural Science)*, 1993, 11(3): 15–21
- [34] 赵鸿, 杨启国, 邓振镛, 等. 半干旱雨养区小麦光合作用、蒸腾作用及水分利用效率特征[J]. *干旱地区农业研究*, 2007, 25(1): 125–130
- ZHAO H, YANG Q G, DENG Z Y, et al. Characteristics of photosynthesis, transpiration and water use efficiency of wheat leaf in semi-arid rain fed region[J]. *Agricultural Research in the Arid Areas*, 2007, 25(1): 125–130
- [35] 魏迪. 小麦蒸腾效率候选基因TaER及气孔发育相关基因TaEPF1-2B的优势单倍型分析[D]. 杨凌: 西北农林科技大学, 2021
- WEI D. Superior haplotypes analysis of transpiration efficiency candidate gene TaER and stomatal development related genes TaEPF1-2B in bread wheat[D]. Yangling: Northwest A & F University, 2021
- [36] 谢松涯, 张宝忠. 基于全局敏感性分析的WOFOST模型参数优化[J]. *中国农村水利水电*, 2018(12): 29–34
- XIE S Y, ZHANG B Z. Optimization of WOFOST model parameters based on global sensitivity analysis[J]. *China Rural Water and Hydropower*, 2018(12): 29–34
- [37] WANG J, LI X, LU L, et al. Parameter sensitivity analysis of crop growth models based on the extended Fourier Amplitude Sensitivity Test method[J]. *Environmental Modelling & Software*, 2013, 48: 171–182