

网络出版时间: 2025-09-24

网络出版地址: <https://link.cnki.net/urlid/61.1359.s.20250923.1414.018>

# 基于混沌粒子群算法对 APSIM-Wheat 模型中春小麦产量形成参数的率定分析

赵正强, 刘 强, 马 蕊

(甘肃农业大学信息科学技术学院, 甘肃兰州 730070)

**摘 要:**为解决 APSIM 模型中旱地春小麦产量形成参数本地化率定过程中遇到的耗时长、精度低及效率不高等问题,利用混沌粒子群算法(chaos particle swarm optimization, CPSO),基于甘肃省定西市 1971—2023 年的气象数据以及 1971—2013、2022—2023 年甘肃省定西市统计年鉴中的产量数据和 2014—2021 年定西市安定区麻子川村的大田测定数据,对影响春小麦产量形成的 6 个关键参数进行率定。结果表明,与传统试错法率定参数结果相比,利用 CPSO 率定参数后,6 个参数的数值均发生明显变化,模型对产量的模拟值与实际值更加接近,均方根误差(RMSE)从  $39.21 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$  下降至  $24.64 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ,归一化均方根误差(NRMSE)从 2.32% 下降至 1.65%,且模型有效指数(ME)从 0.965 升至 0.991,说明参数经 CPSO 率定后 APSIM 模型对春小麦产量拟合度提高,对西北地区的适应性增强。

**关键词:**旱地春小麦; APSIM 模型; 产量形成; 混沌粒子群算法; 参数优化

中图分类号: S512.1; S165

文献标识码: A

文章编号: 1009-1041(2026)04-0550-09

## Calibration of Yield-Formation Parameters in the APSIM-Wheat Model Based on Chaos Particle Swarm Optimization Algorithm

ZHAO Zhengqiang, LIU Qiang, MA Rui

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

**Abstract:** To address the challenges of time consumption, low accuracy, and inefficiency in the localization calibration of yield formation parameters for spring wheat in the APSIM model under dryland conditions, a Chaos Particle Swarm Optimization(CPSO) algorithm was employed. Based on meteorological data from Dingxi City, Gansu Province, spanning 1971 to 2023, as well as yield data extracted from the Dingxi Statistical Yearbook for the periods 1971–2013 and 2022–2023, along with field-measured data collected from Mazichuan Village, Anding District, Dingxi City, between 2014 and 2021, key parameters influencing spring wheat yield were calibrated using the CPSO algorithm. The results showed that after parameter optimization with CPSO, the root mean square error(RMSE) decreased from  $39.21 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$  to  $24.64 \text{ kg} \cdot \text{hm}^{-2}$ ; the normalized RMSE(NRMSE) dropped from 2.32% to 1.65%; and the modeling efficiency(ME) increased from 0.965 to 0.991. Therefore, through parameter optimization with CPSO, the fitting degree of APSIM model to spring wheat yield was significantly improved, and the model had better adaptation to Dingxi City, Gansu Province.

**Keywords:** Dryland spring wheat; APSIM model; Yield formation; Chaos particle swarm optimization; Parameter optimization.

收稿日期: 2025-06-20 修回日期: 2025-06-30

基金项目: 国家自然科学基金项目(32360438); 甘肃省拔尖领军人才项目(GSBJLJ-2023-09); 甘肃省重点研究发展计划项目(22YF7FA116); 甘肃省高校研究生创新之星项目

第一作者 E-mail: 3021304982@qq.com(赵正强)

通讯作者 E-mail: liuq@gsau.edu.cn(刘 强)

作物模型是一种运用数学概念和信息技术对作物生长发育和产量形成过程进行定量模拟的数学模型<sup>[1]</sup>。其通过整合气象、土壤、作物遗传特性、农业管理措施等多方面信息,预测不同环境条件和管理策略下作物的生长状况,进而辅助农田管理和决策制定。作物模型在开发后往往只适用于本地区的生产情况缺点,而在向其他地区引进时需要进行调整和优化<sup>[2]</sup>,因而如何迅速且精确地对模型的参数进行率定,是作物模型在实际应用中的一个核心挑战<sup>[3]</sup>。

作物模型参数率定和优化的实质在于通过调整模型内部参数,使得作物生长模拟的结果尽可能准确地反映生产过程中的作物生长情况;其具体目标就是找到一组最合适的参数值,使作物模型在不同环境条件下的模拟结果达到最优。穷举试错法是校准模型参数的主要方法之一<sup>[4-5]</sup>,其需要拥有深厚农业背景和实践经验丰富的研究者依据长时间的田间试验结果来调整参数,以减小实际观测值与模拟预测值之间的差异,因而在校准过程中面临着计算工作量大、耗时长、精确度不高以及效率低下等问题<sup>[6]</sup>。近年来,研究者探讨了多种作物模型参数调优算法。如,Calmon 等<sup>[7]</sup>针对土壤水分平衡模型,采用模拟退火算法,可在较短时间内获得高精度的参数估计值;Mansouri 等<sup>[8]</sup>利用改良后的粒子滤波算法,实现了对作物生物量和蛋白质含量模型参数更为准确的估计;Soundharaian 等<sup>[9]</sup>采用标准遗传算法(GA)实现了 ORYZA2000 模型参数的自动调整,进而增强了该模型在不同水分条件(包括正常灌溉和水分胁迫)下的模拟效果;王伟等<sup>[10]</sup>采用随机森林算法(RF)来估算马铃薯植株冠层的叶绿素含量,成功识别出了最有效的参数组合;聂志刚,崔炜楠等<sup>[11-12]</sup>利用混合蛙跳算法对旱地小麦叶面积指数相关参数及早地小麦籽粒生长模型参数进行优化,其结果明显提高了模型的准确度;庄嘉祥等<sup>[13]</sup>利用个体优势遗传算法,对水稻生育周期的关键参数进行了精确估算,不仅提高了参数估计的准确性,还优化了模型在预测水稻生长动态方面的性能;米荣娟等<sup>[14]</sup>利用扩展傅里叶幅度检验法对 APSIM 模型 18 个作物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,从而选出对产量敏感度高的参数。

不同算法对作物模型参数率定的基本原理存在显著差异,对模型参数优化策略和复杂性也各有千秋<sup>[15]</sup>。在作物模型参数率定过程中往往会

面临算法收敛路径不清晰、容易陷入局部最优解、需要调整的参数过多等问题。这些问题不仅会导致计算过程中迭代次数大幅增加、收敛速度减慢、最终收敛结果偏离全局最优解,还会使得算法的实际操作变得复杂且不易掌握。针对不同问题需要选择合适的算法,同时综合考虑问题的特性、算法的适用范围以及计算资源的限制。粒子群算法(PSO)是一种基于群体智能的优化技术,因其简单易实现、调节参数少、收敛速度快等优点,被广泛应用于函数优化、神经网络训练等领域;此外,该算法已经相对成熟,特别适合处理作物模型中非凸、多峰及复杂多变量的优化问题<sup>[16]</sup>。但 PSO 也存在容易陷入局部最优解且对参数设置敏感的缺陷,因此可能会产生算法过早收敛或搜索效率低下问题。刘洪波等<sup>[17]</sup>对粒子群算法进行了优化,提出了混沌粒子群算法(CPSO)。本研究基于甘肃省定西市 1971—2023 年的气象数据和土壤测定数据以及 1971—2013 和 2022—2023 年甘肃省定西市统计年鉴中的产量数据和 2014—2021 年定西市安定区麻子川村的大田测定数据,利用 CPSO 对 APSIM 模型的小麦产量形成模型相关参数进行率定,以期提高模型的本地适应度,使模型模拟值与实际测量值有更好的拟合程度。

## 1 材料与方法

### 1.1 研究区简介和数据来源

大田试验于 2014—2021 年在定西市安定区李家堡镇麻子川村进行。该区域地处于甘肃省中南部,平均海拔大约 2 000 m,是典型的旱作农业区。平均气温约为 6.4℃,昼夜和季节温差显著,冬季寒冷而漫长,夏季短暂且凉爽,年平均有效积温在 2 000~3 000℃之间。年均降水量为 385 mm,降水分布极不均匀,主要集中在 7—9 月份,均有效日照时数约为 2 400 h,无霜期约为 140 d,且无灌溉条件,主要种植旱地春小麦。

大田试验供试春小麦品种为定西 35 号。小麦每年采用免耕播种机在适播期(3 月 17 日)播种,播种深度 7 cm,播种量 187.5 kg·hm<sup>-2</sup>,行距为 25 cm,小区面积为 24 m<sup>2</sup>(6 m×4 m)。气象数据均来自于甘肃省定西市气象局,逐日记录的气象数据包括最高和最低气温、太阳辐射量、蒸发量和降水量。基于甘肃省定西市统计年鉴得到春小麦逐年产量数据。通过田间试验,使用半微量凯氏定氮法<sup>[18]</sup>测定植株茎叶中的氮含量,采集研究区土样并测得相关的土壤属性参数(表 1)。

表 1 研究区的土壤属性  
Table 1 Specific soil properties of the study area

| 土层<br>Soil<br>layer/cm | 田间最大持水量<br>Field capacity/<br>(mm · mm <sup>-1</sup> ) | 小麦有效水分下限<br>Lower limit of<br>effective water<br>content of wheat/<br>(mm · mm <sup>-1</sup> ) | 容重<br>Bulk density/<br>(g · cm <sup>-3</sup> ) | 萎蔫系数<br>Wilting<br>coefficient/<br>(mm · mm <sup>-1</sup> ) | 饱和含水量<br>Saturated<br>moisture/<br>(mm · mm <sup>-1</sup> ) | 风干系数<br>Air dry<br>coefficient/<br>(mm · mm <sup>-1</sup> ) | 土壤导水率<br>Soil hydraulic<br>conductivity/<br>(mm · h <sup>-1</sup> ) |
|------------------------|--------------------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------------------|------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------|-------------------------------------------------------------|---------------------------------------------------------------------|
| 0~5                    | 0.27                                                   | 0.09                                                                                           | 1.29                                           | 0.08                                                        | 0.46                                                        | 0.01                                                        | 0.6                                                                 |
| 5~10                   | 0.27                                                   | 0.09                                                                                           | 1.23                                           | 0.08                                                        | 0.49                                                        | 0.01                                                        | 0.6                                                                 |
| 10~30                  | 0.27                                                   | 0.09                                                                                           | 1.32                                           | 0.08                                                        | 0.45                                                        | 0.05                                                        | 0.6                                                                 |
| 30~50                  | 0.27                                                   | 0.09                                                                                           | 1.20                                           | 0.08                                                        | 0.50                                                        | 0.07                                                        | 0.6                                                                 |
| 50~80                  | 0.26                                                   | 0.09                                                                                           | 1.14                                           | 0.09                                                        | 0.52                                                        | 0.07                                                        | 0.6                                                                 |
| 80~110                 | 0.27                                                   | 0.10                                                                                           | 1.14                                           | 0.09                                                        | 0.52                                                        | 0.07                                                        | 0.6                                                                 |
| 110~140                | 0.27                                                   | 0.11                                                                                           | 1.13                                           | 0.11                                                        | 0.48                                                        | 0.07                                                        | 0.6                                                                 |
| 140~170                | 0.27                                                   | 0.13                                                                                           | 1.12                                           | 0.13                                                        | 0.53                                                        | 0.07                                                        | 0.6                                                                 |
| 170~200                | 0.27                                                   | 0.15                                                                                           | 1.11                                           | 0.13                                                        | 0.53                                                        | 0.07                                                        | 0.6                                                                 |

1.2 APSIM 模型

APSIM 是由澳大利亚 CSIRO 开发的高级模拟平台 (<https://www.apsim.info/>), 采用模块化设计, 可支持多种作物和轮作制度, 能模拟环境因素对作物生长及土壤水、热、碳、氮循环的影响, 广泛应用于作物产量评估、农作物管理措施制定、未来气候变化及其效应分析等方面<sup>[19-24]</sup>。APSIM 模型需要输入的数据包括气象资料(逐日最高温度、逐日最低温度、降水量、太阳辐射)、土壤参数(容重、pH 值、有机碳含量等) 和农田管理数据(播种日期、施肥管理、秸秆覆盖量等), 其模拟效果取决于准确的模型参数率定。

1.3 模型参数率定

1.3.1 混沌粒子群算法

粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO) 是目前广泛应用的群体随机搜索算法。其通过模拟鱼群、蚁群等生物的群体觅食行为来寻找最优解<sup>[25]</sup>。在整个算法流程中, 每个粒子就类似生物群中的一个生物, 代表整个空间中的一个可能解, 粒子的位置则表示该解的具体数值, 粒子的运行速率是决定其移动轨迹偏向及行进方向的关键要素。粒子可以根据自身的历史最佳位置和群体内其他粒子提供的位置信息, 不断对自己的前进方向和速度进行动态调整, 向最优解靠近。

PSO 算法尽管能够解决大部分多目标优化问题, 但难以应对参数较多、参数取值空间范围较

大等复杂问题, 常会因此导致粒子群优化陷入局部最优。为了改进 PSO 算法, 混沌粒子群优化算法 (CPSO) 基于混沌理论被提出。由于 CPSO 引入“扰动”机制, 当粒子陷入局部最优时, 部分粒子会跳出局部极值区域, 进而引导整个种群向全局最优解靠近。相较于其他优化方法, CPSO 充分利用了混沌算法在搜索空间内不重复遍历的特点, 使那些适应度较差的粒子能够摆脱局部最优陷阱, 有机会探索定义域区间内其他区域, 从而增强算法的全局搜索能力, 并且通过改进种群初始化、增加搜索多样性以及加快收敛速度防止了早熟收敛。该算法在提升参数优化性能和鲁棒性的同时, 保持了实现上的相对简单, 适用于复杂优化问题的求解。

本研究利用 CPSO 进行 APSIM 模型参数率定, 以最近 5 代内全局最优适应度值变化量作为判断依据, 在整个解的定义域区间, 利用混沌理论的迭代机制对可能陷入局部最优粒子加以更新替换, 提高种群粒子跳出局部极值的可能, 以求达到全局最优值。本文采用以原点为中心、 $r$  为半径的空间进行混沌搜索<sup>[26]</sup>。 $r = \rho (X_{\max} - X_{\min})$ 。 $X_{\max}$  和  $X_{\min}$  分别是整个解的定义域区间里的最高边界值与最低边界值;  $\rho$  是混沌迭代的收缩系数, 当陷入局部最优值时, 其在搜索过程呈线性递减, 逐渐减小搜索空间, 提升搜索准确性, 本研究其值呈现 1.0~0.3 线性递减<sup>[27]</sup>。基于 CPSO 的优化流程如图 1 所示。

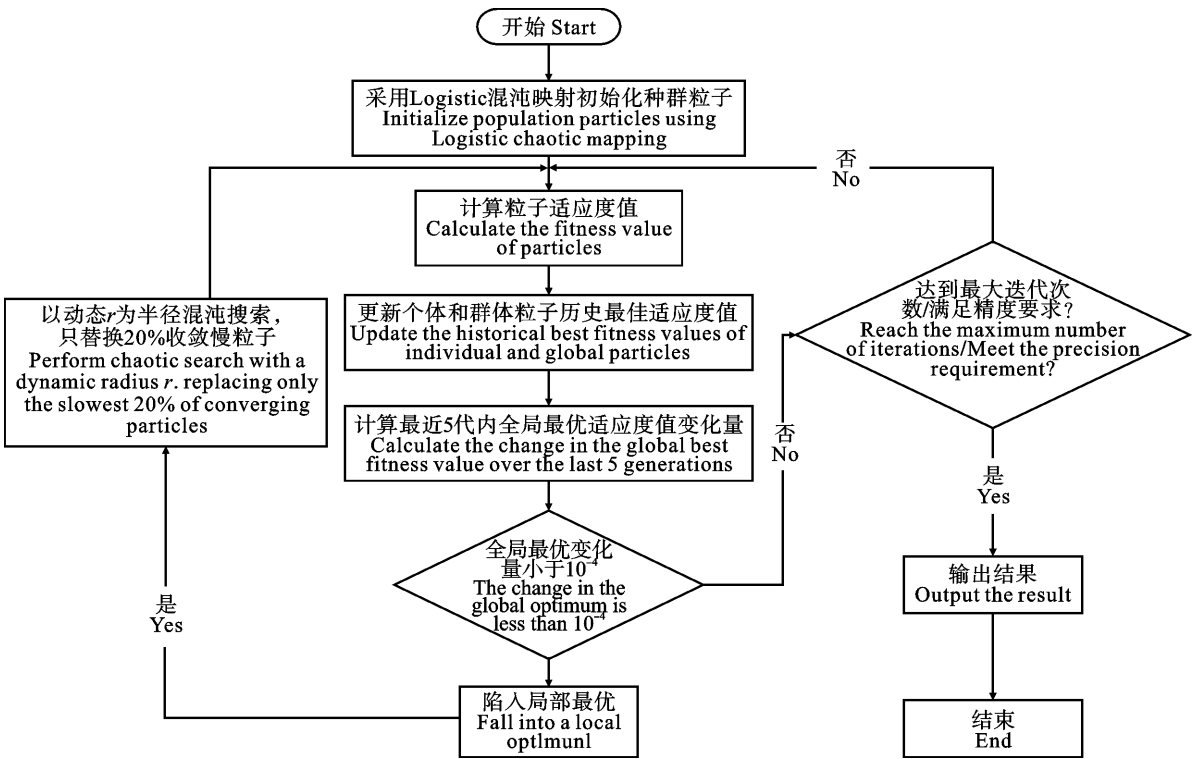


图 1 混沌粒子群算法流程图  
Fig. 1 Optimization process of CPSO

1.3.2 建立适应度函数

在利用 CPSO 方法对 APSIM-Wheat 模型开展优化工作时,构建适配的适应度函数  $F(X)$  非常关键<sup>[28]</sup>。本研究借助 R 语言编程环境,实现对 APSIM-Wheat 模型的高效调用,以此执行运算流程,完成适应度的精准测算。将 1971—2023 年安定区实际产量和 APSIM-Wheat 模型模拟产量通过反复调试与甄选,确定能让适应度函数取得极小值的模型参数最佳搭配(实测值和模拟值间误差尽量小)。通过产量构成推导构建基于 APSIM-Wheat 的小麦产量形成模型[公式(2)~公式(7)]。

$$F(X) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |Y_{obs} - Y_{sim}| \quad (1)$$

$$Y_{sim} = P_{spikes} \times W_{grain} \div CW \times N_{grain} \times 100\% \quad (2)$$

$$P_{spikes} = PD \times P_{spikes\_plant} \quad (3)$$

$$W_{grain} = R_{grain\_gfr} \times H_{grain\_gfr\_tmean} \times F_{n\_grain} \quad (4)$$

$$N_{grain} = N_{grain\_plant} \div P_{spikes\_plant} \quad (5)$$

$$N_{grain\_plant} = W_{stem\_plant} \times R_{grain} \quad (6)$$

$$F_{n\_grain} = \frac{H_{n\_poten}}{H_{n\_min}} \times \sum_{stem, leaf} \frac{C_n - C_{n\_min}}{C_{n\_crit} - C_{n\_min}} \quad (7)$$

式中,  $Y_{sim}$  和  $Y_{obs}$  分别为 APSIM 模型模拟产量,  $P_{spikes}$  为每公顷穗数,  $W_{grain}$  为粒干重,  $CW$

为籽粒含水量(其取值为 13%),  $N_{grain}$  为穗粒数(初始值为 30),  $PD$  为小麦种植密度,  $P_{spikes\_plant}$  为单株穗数(取值为 1),  $R_{grain\_gfr}$  为日潜在籽粒灌浆速率,  $H_{grain\_gfr\_tmean}$  为每日平均温度对籽粒灌浆速率的驱动因子(变化范围为 0~1, 其变化区间轨迹已集成于 APSIM 内核之内),  $F_{n\_grain}$  为氮素对籽粒灌浆的驱动因子,  $N_{grain\_plant}$  为单株籽粒数,  $W_{stem\_plant}$  为开花期茎秆重(取值为 1.305 g),  $R_{grain}$  为每克茎籽粒数,  $F_{n\_grain}$  为氮素对籽粒灌浆的影响因子,  $H_{n\_poten}$  为日潜在籽粒平均氮积累速率,  $H_{n\_min}$  为日籽粒氮积累速率下限,  $C_n$  为茎和叶片的实际氮素含量(开花—灌浆开始阶段茎和叶片氮素平均含量分别为 1.19% 和 2.66%, 灌浆期茎氮素平均含量为 0.65%, 叶片氮素平均含量为 1.23%),  $C_{n\_min}$  为茎和叶片的氮素含量下限,  $C_{n\_crit}$  为茎和叶片的氮素含量临界值。

1.3.3 参数率定过程

(1)待率定参数。本研究选择与 APSIM 产量模拟相关 6 个参数进行率定(表 2), 其分别为  $R_{grain}$  (每克茎籽粒数),  $R_{grain\_gfr}$  (开花—灌浆开始日潜在籽粒灌浆速率),  $R_{grain\_gfr}$  (灌浆期日潜在籽粒灌浆速率),  $H_{n\_poten}$  (日潜在籽粒平均氮积累速

率),  $H_{n\_min}$  (日籽粒氮积累速率下限) 以及  $W_{grain\_max}$  (单株最大粒干重)。

(2)运行环境及算法设计。本研究模型运行环境采用了 AMD RUZEN 5 5600X(6 核 12 线程)CPU 和 16GB DDR4-3200 内存,算法编程语言采用 R 语言版本为 R 4.4.2,利用集成开发环境 RStudio 进行 CPSO 算法编写,CPSO 相关参数设定:进行多目标问题优化(6 个参数),粒子数  $s=50$ ,惯性因子  $\omega=0.721$ , $c_1$  和  $c_2$  分别为个体学习因子和种群学习因子(均设定为 1.193),最大迭代次数 Max Iterations=300,替代概率  $P=0.2$ ,适应度值为  $F(X)$ 。利用 R 4.4.2 中现有的 APSIMX 包将 R 语言和 APSIM 模型进行互联互通,将试验地土壤数据以及 1971—2023 年气象数据输入 APSIM-Wheat 模型进行批量动态模拟,同时运行 CPSO 算法子程序与 APSIM 模型进行

集成与交互,实现产量参数优化。

(3)为避免粒子群在搜索空间的集中,降低陷入局部最优解的概率,采用常用混沌映射方法 Logistic 映射,生成粒子的初始位置和速度,使得粒子的分布更加均匀,有助于覆盖更广泛的搜索空间。

(4)制约因素。在算法设计中,要考虑各方面因素,尤其是参数定义域问题。参数率定过程中的搜索范围会被限定在一个特定的定义域空间内,只在该定义区间进行模型参数优化。由于旱地春小麦受到干旱地区的生态条件以及自身生理条件的限制,在该定义域空间中,基于初始解的约束条件,部分区域被排除在外,因此实际可优化的参数范围仅限于满足这些条件的有效定义域。根据前人对甘肃省旱地小麦品种产量相关数据的研究结果<sup>[29-31]</sup>,得到待率定参数的取值范围(表 2)。

表 2 待率定参数值范围

Table 2 Range of parameter values to be calibrated

| 模型参数<br>Model parameter                                                                                                                                               | 最小值<br>Min. value | 最大值<br>Max. value |
|-----------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-------------------|-------------------|
| 单株最大籽粒干重( $W_{grain\_max}$ )<br>Maximum dry weight of a single plant( $W_{grain\_max}$ )/g                                                                            | 0.036 2           | 0.051 9           |
| 日籽粒氮积累速率的下限( $H_{n\_min}$ )<br>Minimum rate of grain filling under nitrogen limitation( $H_{n\_min}$ )/(g · d <sup>-1</sup> )                                         | 0.000 015         | 0.000 023         |
| 日潜在籽粒平均氮积累速率( $H_{n\_poten}$ )<br>Potential rate of grain filling under nitrogen limitation( $H_{n\_poten}$ )/(g · d <sup>-1</sup> )                                  | 0.000 055         | 0.000 086         |
| 灌浆期日潜在籽粒平均灌浆速率( $R_{grain\_gfr}$ )<br>Potential rate of grain filling during grain filling period( $R_{grain\_gfr}$ )/(g · d <sup>-1</sup> )                          | 0.001 72          | 0.003 46          |
| 开花到灌浆开始每日潜在籽粒平均的灌浆速率( $R_{grai\_gfr}$ )<br>Potential rate of grain filling from flowering to start of grain filling period ( $R_{grai\_gfr}$ )/(g · d <sup>-1</sup> ) | 0.000 77          | 0.001 29          |
| 每克茎秆籽粒数( $R_{grain}$ )<br>Grain number per gram of stem( $R_{grain}$ )/(grains · g <sup>-1</sup> )                                                                    | 19                | 32                |

(5)全局信息交换。CPSO 在算法优化过程中通过持续更新局部最优解来寻找全局最优。算法迭代过程中,粒子之间进行全局信息交换,确定自身及当前最优解位置,然后调整自身的速度和位置,以朝着更优解的方向移动。当粒子的适应度超过当前的全局最优解时,系统会对全局最优解进行更新。为了提升粒子群的搜索能力并减少陷入局部最优的可能性,在更新全局最优解时引入了混沌扰动机制,使粒子群能够突破局部最优限制,扩大搜索范围,最终趋于全局最优解。

1.4 模型效果评价

本研究采用 Origin 2018<sup>[32]</sup> 对 APSIM-Wheat 模型输出数据进行分析,同时利用 Origin 绘图实现参数率定后数据的可视化,以便更好地评价模型效果。为评价模型的模拟值和实测值的拟合程

度,选用标准的统计参数作为评价指标,评价指标包括模型有效指数(ME)、均方根误差(RMSE)、归一化均方根误差(NRMSE),其中 ME 作为模型预测指标的精确度,越接近 1,模型模拟值越好<sup>[33]</sup>。RMSE 和 NRMSE 反映模型预测值和模拟值拟合程度,数值越小,模型误差越小,拟合程度高<sup>[34]</sup>。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{obs} - Y_{sim})^2} \tag{8}$$

$$NRMSE = \frac{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (Y_{obs} - Y_{sim})^2}}{Y_{avg}} \times 100\% \tag{9}$$

$$ME = 1 - \frac{\sum (Y_{obs} - Y_{sim})^2}{\sum (Y_{obs} - Y_{avg})^2} \tag{10}$$

式中, $Y_{obs}$  为产量实测值, $Y_{avg}$  为所有实测数

据的平均值,  $Y_{sim}$  为 APSIM 作物模型产量的模拟值。

2 结果与分析

2.1 优化结果

通过编程语言 R 语言中 APSIMX 包运行基于 CPSO 的 APSIM-Wheat 模型参数优化程序集,进行批量模拟,当迭代至 201 代时算法开始收敛,241 代时适应度值开始逐渐稳定,得到优化后的参数组合。同时,依据前人研究所得参数范围,基于定西市 1971—2023 年试验结果,分别使用传统试错法和 PSO 进行参数率定,经过反复尝试不同参数值,最后得到两组与实测值拟合较好的参数值。从表 3 可以看出,与传统试错法和 PSO 率定结果相比,经过 CPSO 率定后 6 个参数值均发生明显变化,其中  $R_{grain\_gfr}$  (灌浆期日潜在籽粒灌浆速率)的数值下降,其余参数的数值均不同程

度提高。

2.2 CPSO 参数优化前后结果检验

基于定西市 1971—2023 年试验结果分别绘制传统试错法、PSO 及 CPSO 率定参数前后 APSIM-Wheat 模型模拟产量与实测值差值绝对值的变化趋势图(图 2)。从图 2 可以看出,相比于传统试错法,PSO 和 CPSO 参数率定后模型拟合度提高,其中 CPSO 率定参数后春小麦产量实测值和模型模拟值的差值变化最小,二者更加接近,说明利用 CPSO 率定参数不仅可以解决传统试错法耗时大、精度低的问题,也能很好克服 PSO 算法易陷入局部最优的缺陷。

利用 2014—2021 年甘肃省定西市麻子川村的农田实测春小麦产量数据以及 1971—2013 和 2022—2023 年定西市统计局统计年鉴收集的春小麦产量数据对模型模拟效果进一步测验,结果(表 4)表明,相比于传统试错法,经过 PSO 算法率

表 3 传统试错法和 PSO 及 CPSO 法率定后参数值对比

Table 3 Comparison of the parameters after Calibration using CPSO, traditional trial-and-error method, and PSO method

| 模型参数<br>Model parameter           | 数值 Value                                    |             |             |
|-----------------------------------|---------------------------------------------|-------------|-------------|
|                                   | 传统试错法<br>Traditional trial and error method | PSO         | CPSO        |
| $W_{grain\_max}/g$                | 0.040 0                                     | 0.043 2     | 0.045 5     |
| $H_{n\_min}/(g \cdot d^{-1})$     | 0.000 018 0                                 | 0.000 018 4 | 0.000 019 2 |
| $H_{n\_poten}/(g \cdot d^{-1})$   | 0.000 067 0                                 | 0.000 069 1 | 0.000 070 5 |
| $R_{grain\_gfr}/(g \cdot d^{-1})$ | 0.002 49                                    | 0.002 451   | 0.002 38    |
| $R_{grai\_gfr}/(g \cdot d^{-1})$  | 0.001 12                                    | 0.001 124   | 0.001 23    |
| $R_{grain}/(grains \cdot g^{-1})$ | 25                                          | 26          | 28          |

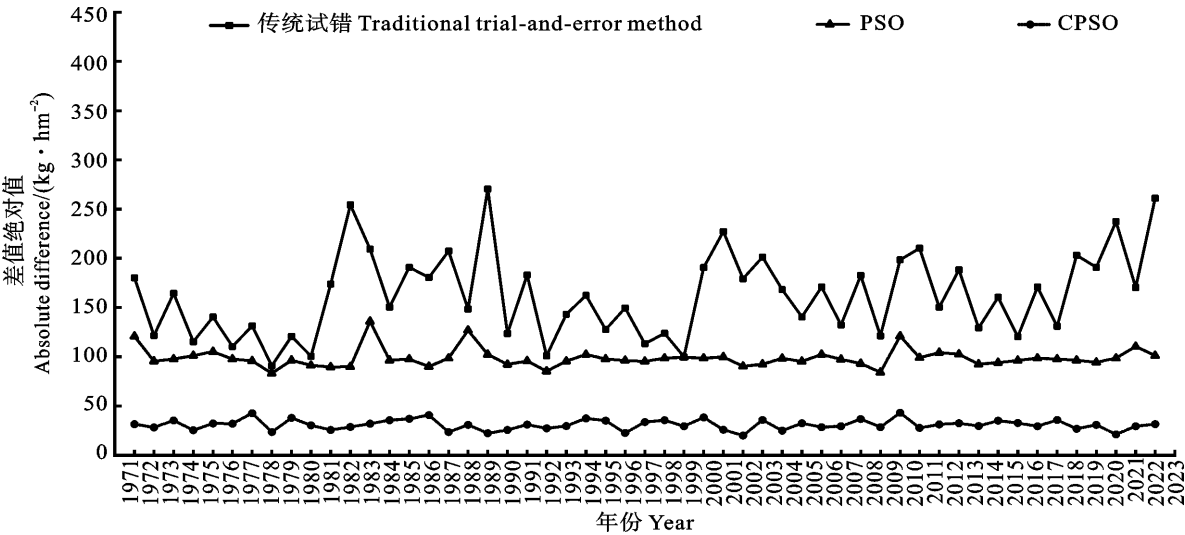


图 2 三种方法率定参数后 APSIM-Wheat 模型产量模拟值与实测值差值的绝对值

Fig. 2 Absolute difference of yield measured values and simulated values from APSIM-Wheat model after calibrating parameters with the three methods

表 4 三种方法率定参数后模型模拟效果的检验

Table 4 Test results of model simulation after parameter calibration with three methods

| 参数率定方法<br>Parameter<br>calibrating method      | 麻子川村 Mazichuan village      |         |       | 统计年鉴 Statistical yearbook   |         |       |
|------------------------------------------------|-----------------------------|---------|-------|-----------------------------|---------|-------|
|                                                | RMSE/(kg·hm <sup>-2</sup> ) | NRMSE/% | ME    | RMSE/(kg·hm <sup>-2</sup> ) | NRMSE/% | ME    |
| 传统试错法<br>Traditional trial and<br>error method | 36.85                       | 2.94    | 0.983 | 36.61                       | 2.63    | 0.989 |
| PSO                                            | 30.27                       | 2.15    | 0.987 | 31.23                       | 1.98    | 0.991 |
| CPSO                                           | 23.27                       | 1.53    | 0.992 | 21.97                       | 1.49    | 0.994 |

定参数后,李家堡镇麻子川村和统计年鉴的 RMSE 分别下降了 17.86%和 14.70%,NRMSE 分别下降 0.79 和 0.65 个百分点,ME 分别提高 0.41%和 0.20%;而经过 CPSO 算法率定参数后,李家堡镇麻子川村和统计年鉴的 RMSE 分别下降了 36.89%和 39.99%,NRMSE 分别下降 1.41 和 1.14 个百分点,ME 分别提高 0.92%和 0.51%。由此可见,CPSO 参数率定效果优于 PSO 和传统试错法。经过 CPSO 参数率定后,APSIM-Wheat 模型的本地适应度显著增强,能够进一步提升该模型在小麦产量方面的精度。

3 讨论

小麦作为中国主要粮食之一,其生长周期较长且受到多种因素的影响。作物模型从作物生理生态基本原理出发,可以有效地对作物生长发育过程进行模拟,从而帮助研究者在农田种植中作出高效且准确的决策方案。APSIM 是一款目前使用频率高且功能强大的作物模型,尤其在小麦模拟方面取得较大成就,该模型内部默认设定值大多为国外基于其当地农田试验所得数据。由于各地生态环境、耕作方式以及土壤条件不同,其默认数据源并不适用于中国西北地区环境条件,如何优化模型参数是模型使用过程中面临的首要任务。前人在作物模型研究中已经取得了较大的进展,但由于 APSIM 模型引入中国时间不久,在模型本地适应方面依然有所欠缺,模型参数率定大多依靠研究人员利用传统试错法经过反复试验才能够得到相对有效的参数值,但参数之间又相互作用,传统试错法在同时考虑多个参数的取值时往往会面临耗时、效率低下等问题。为了解决此问题,有研究人员利用遗传算法、随机森林算法等进行参数率定优化,但这些算法或是速度慢、精度低,或是运算过程很容易陷入局部最优值,很难得到参数的最优组合。本研究基于前人的研究结

果,利用 CPSO 对小麦产量形成模型的相关参数进行了率定优化,提高 APSIM 作物模型的预测精度和稳定性,提升模型的本地适应度。CPSO 利用了混沌理论的遍历性、随机性等特点,不局限于固定模式搜索,相较于其他算法,在收敛速度和全局搜索能力方面表现更加突出且核心思想清晰明了,运行步骤简单易行,具有普遍的适用性。利用 CPSO 对模型参数率定优化后, RMSE 和 NRMSE 均明显下降,ME 也有所上升,表明 CPSO 对模型参数的率定优化明显提高了模型的精度,使模型对产量的拟合度更高。由此可见,该方法有效提升了 APSIM 模型在使用过程中参数率定的效率,不仅可以为未来相关研究提供更丰富的数据支撑,同时为旱地春季小麦模型的构建及参数优化奠定了基础<sup>[35]</sup>。

作物模型机理复杂,本研究存在三方面的局限性:(1)区域局限性,本研究使用数据仅仅是来自甘肃省定西市实验地,涉及区域范围不足,下一步可以在西北地区多地同时开展试验,积累试验数据,提高该优化方法的普适性;(2)多目标优化局限性,CPSO 在参数率定优化过程中,会由于目标参数过多以及搜索空间迅速扩大导致粒子群搜索效率下降,未来的研究中应进一步综合考虑多因素的交互作用,并探索改进算法性能的方法,以增强其在高维复杂问题中的适应性;(3)种植管理措施的有限性,在参数率定过程中,模型模拟产量时基于各年度综合管理措施进行设定,但各年度试验区小麦管理措施仍存在一定差异,对模型最后参数率定结果有所影响,未来应该进一步对管理措施进行设定,以减少小麦管理措施对参数率定结果的影响。

4 结论

通过 CPSO 算法对 APSIM-Wheat 模型的产量相关参数进行率定优化后,相较于传统试错法

和 PSO,模型参数率定效率和拟合精度明显提高,增强了该模型在西北地区应用的适应性。

#### 参考文献:

- [1] VAN ITTERSUM M K, DONATELLI M. Modelling cropping systems: Highlights of the symposium and preface to the special issues [J]. *European Journal of Agronomy*, 2003, 18 (3-4): 187.
- [2] 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.  
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.
- [3] 庄嘉祥, 姜海燕, 刘蕾蕾, 等. 基于个体优势遗传算法的水稻生育期模型参数优化[J]. 中国农业科学, 2013, 46(11): 2220.  
ZHUANG J X, JIANG H Y, LIU L L, et al. Parameters optimization of rice development stages model based on individual advantages genetic algorithm [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2013, 46(11): 2220.
- [4] 戴彤, 王靖, 赫迪, 等. APSIM 模型在西南地区的适应性评价: 以重庆冬小麦为例[J]. 应用生态学报, 2015, 26(4): 1237.  
DAI T, WANG J, HE D, et al. Adaptability of APSIM model in southwestern China: A case study of winter wheat in Chongqing City [J]. *Chinese Journal of Applied Ecology*, 2015, 26(4): 1237.
- [5] 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.  
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.
- [6] 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.  
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.
- [7] CALMON M A, JONES J W, SHINDE D, et al. Estimating parameters for soil water balance models using adaptive simulated annealing [J]. *Applied Engineering in Agriculture*, 1999, 15(6): 703.
- [8] MANSOURI M, DESTAIN M F. An improved particle filtering for time-varying nonlinear prediction of biomass and grain protein content [J]. *Computers and Electronics in Agriculture*, 2015, 114: 145.
- [9] 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.
- [10] 王伟, 林团荣, 王真, 等. 基于随机森林算法(RF)的马铃薯冠层叶绿素含量估测[C]//马铃薯产业与种业创新(2022). 乌兰察布市农林科学研究所, 2022. DOI: 10. 26914/c. cnki-hy. 2022. 020078.
- WANG W, LIN T R, WANG Z, et al. Estimation of potato canopy chlorophyll content based on random forest algorithm (RF) [C]// Potato Industry and Seed Industry Innovation (2022). Ulanqab Academy of Agricultural and Forestry Sciences, 2022. DOI: 10. 26914/c. cnki-hy. 2022. 020078.
- [11] 聂志刚. 气候变化下耕作措施对旱地春小麦产量形成的调控[D]. 兰州: 甘肃农业大学, 2022.  
NIE Z G. Regulation of tillage measure on yield formation of dryland spring wheat under climate change [D]. Lanzhou: Gansu Agricultural University, 2022.
- [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.  
CUI W N, NIE Z G, LI G, et al. Optimization of grain growth model parameters for dryland wheat based on an improved shuffled frog leaping algorithm [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2023, 56(12): 2274.
- [13] 庄嘉祥, 姜海燕, 刘蕾蕾, 等. 基于个体优势遗传算法的水稻生育期模型参数优化[J]. 中国农业科学, 2013, 46 (11): 2220.  
ZHUANG J X, JIANG H Y, LIU L L, et al. Parameters optimization of rice development stages model based on individual advantages genetic algorithm [J]. *Scientia Agricultura Sinica*, 2013, 46(11): 2220.
- [14] 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.  
MI R J, NIE Z G. Sensitivity analysis of APSIM wheat yield formation parameters based on EFAST method [J]. *Journal of Gansu Agricultural University*, 2021, 56(4): 23.
- [15] 肖晓伟, 肖迪, 林锦国, 等. 多目标优化问题的研究概述[J]. 计算机应用研究, 2011, 28(3): 805.  
XIAO X W, XIAO D, LIN J G, et al. Overview on multi-objective optimization problem research [J]. *Application Research of Computers*, 2011, 28(3): 805.
- [16] BENUWA BB, GHANSAH B, WORNYO D K, et al. A comprehensive review of particle swarm optimization [J]. *International Journal of Engineering Research in Africa*, 2016, 23: 141.
- [17] 刘洪波, 王秀坤, 谭国真. 粒子群优化算法的收敛性分析及其混沌改进算法[J]. 控制与决策, 2006, 21(6): 636.  
LIU H B, WANG X K, TAN G Z. Convergence analysis of particle swarm optimization and its improved algorithm based on chaos [J]. *Control and Decision*, 2006, 21(6): 636.
- [18] 鲍士坦. 土壤农化分析[M]. 3 版. 北京: 中国农业出版社, 2000.  
BAO S D. Soil and agricultural chemistry analysis [M]. 3rd ed. Beijing: China Agriculture Press, 2000.
- [19] 雒翠萍, 聂志刚, 王钧, 等. 基于 APSIM 模型的旱地春小麦生育期的播期和耕作效应分析[J]. 麦类作物学报, 2021, 41 (12): 1556.

- LUO C P, NIE Z G, WANG J, *et al.* Effects of sowing date and cultivation measure on growth period of dryland spring wheat based APSIM model [J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2021, 41(12):1556.
- [20] 何亮, 赵刚, 靳宁, 等. 不同气候区和不同产量水平下 APSIM-Wheat 模型的参数全局敏感性分析[J]. 农业工程学报, 2015, 31(14):148.
- HE L, ZHAO G, JIN N, *et al.* Global sensitivity analysis of APSIM-Wheat model parameters under different climate zones and yield levels [J]. *Transactions of the Chinese Society of Agricultural Engineering*, 2015, 31(14):148.
- [21] 马晓艺, 刘强, 杨婷婷. 未来气候变化情景下旱地春小麦产量和生物量对灌水量和播期的响应模拟[J]. 麦类作物学报, 2025, 45(7):974.
- MA X Y, LIU Q, YANG T T. Simulation of response of spring wheat yield and biomass to irrigation amount and sowing date in dryland under future climate change scenario [J]. *Journal of Triticeae Crops*, 2025, 45(7):974.
- [22] 李广, 李玥, 黄高宝, 等. 基于 APSIM 模型旱地春小麦产量对温度和 CO<sub>2</sub> 浓度升高的响应[J]. 中国生态农业学报, 2012, 20(8):1088.
- LI G, LI Y, HUANG G B, *et al.* Response of dryland spring wheat yield to elevated temperature and CO<sub>2</sub> concentration based on the APSIM model [J]. *Chinese Journal of Eco-Agriculture*, 2012, 20(8):1088.
- [23] 董莉霞, 李广, 燕振刚, 等. 秸秆覆盖量和施氮量对陇中春小麦的产量效应模拟[J]. 湖南农业大学学报(自然科学版), 2024, 50(2):18.
- DONG L X, LI G, YAN Z G, *et al.* Simulation of straw mulching quantity and nitrogen on spring wheat yield effects in dryland of central Gansu Province [J]. *Journal of Hunan Agricultural University (Natural Sciences)*, 2024, 50(2):18.
- [24] 古莱姆拜尔·艾尔肯, 梁艺, 马合木江·艾合买提, 等. 基于 APSIM 模型不同施氮处理下夏玉米产量模拟以及敏感性分析[J]. 玉米科学, 2024, 32(10):114.
- GULAIMUBAIER AIERKEN, LIANG Y, MAHEMUJIANG AIHEMAITI, *et al.* Simulation and sensitivity analysis of summer maize yield under different nitrogen application treatments based on APSIM model [J]. *Journal of Maize Sciences*, 2024, 32(10):114.
- [25] 赵乃刚, 邓景顺. 粒子群优化算法综述[J]. 科技创新导报, 2015, 12(26):216.
- ZHAO N G, DENG J S. Overview of particle swarm optimization algorithm [J]. *Science and Technology Innovation Herald*, 2015, 12(26):216.
- [26] 陈如清, 俞金寿. 混沌粒子群混合优化算法的研究与应用[J]. 系统仿真学报, 2008, 20(3):685.
- CHEN R Q, YU J S. Study and application of chaos-particle swarm optimization-based hybrid optimization algorithm [J]. *Journal of System Simulation*, 2008, 20(3):685.
- [27] 刘玲, 钟伟民, 钱锋. 改进的混沌粒子群优化算法[J]. 华东理工大学学报(自然科学版), 2010, 36(2):267.
- LIU L, ZHONG W M, QIAN F. An improved chaos-particle swarm optimization algorithm [J]. *Journal of East China University of Science and Technology (Natural Science Edition)*, 2010, 36(2):267.
- [28] ZHENG B, CHENU K, DOHERTY A, *et al.* The APSIM-wheat module (7.5 R3008) [J]. *Agricultural Production Systems Simulator (APSIM) Initiative*, 2014, 615:3.
- [29] 李广. 基于 APSIM 模型旱地小麦生长模拟研究[D]. 兰州: 甘肃农业大学, 2012.
- LI G. Research on dryland wheat growth simulation based on the APSIM model [D]. Lanzhou: Gansu Agricultural University, 2012.
- [30] 谭广洋. 黄土高原西部应用 APSIM 模型的土壤蒸发参数测定和调整[D]. 兰州: 兰州大学, 2007.
- TAN G Y. Measurement and adjustment of soil evaporation parameters using APSIM model in western Loess Plateau [D]. Lanzhou: Lanzhou University, 2007.
- [31] 邓晓晔, 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.
- 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.
- [32] 吕东灿, 袁帅, 赵仲麟, 等. Origin 软件在实验数据拟合中的应用[J]. 农业网络信息, 2016(2):38.
- LÜ D C, YUAN S, ZHAO Z L, *et al.* Application of origin software in experimental data fitting [J]. *Agriculture Network Information*, 2016(2):38.
- [33] 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.
- [34] 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.
- 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.
- [35] 靳霞菲, 陈先冠, 官志宏, 等. 小麦模型 WheatSM 参数调试优化方法研究[J]. 农业大数据学报, 2021, 3(3):13.
- JIN X F, CHEN X G, GONG Z H, *et al.* Parameter adjustment and optimization methods for the WheatSM [J]. *Journal of Agricultural Big Data*, 2021, 3(3):13.