

基于 PSO 的 DSSAT 水稻品种参数优化

王 斌<sup>1</sup> 杨宏贤<sup>1</sup> 冯 杰<sup>2</sup> 郭中原<sup>3</sup> 郭彦文<sup>4</sup>

(1. 东北农业大学水利与土木工程学院, 哈尔滨 150030; 2. 淮安市水利勘测设计研究院有限公司, 淮安 223001;  
3. 黑龙江省水利科学研究院, 哈尔滨 150080; 4. 庆安县北方绿洲稻作研究所, 庆安 152400)

**摘要:** 农业技术转移决策支持系统(DSSAT)在农业领域的应用越来越广泛,应用 DSSAT 的首要工作就是估计作物品种参数。GLUE 参数估计器是 DSSAT 自带的参数估计工具,但 GLUE 参数估计器所估计的品种参数并不总有效,其估计参数的 DSSAT 模拟精度往往不高。本文利用 4 个品种水稻的田间实测产量数据,采用对比分析方法,以 DSSAT 自带的 GLUE 参数估计器运行结果为参照,将粒子群优化(PSO)的每个粒子视为一组水稻品种参数,在运行 PSO 算法过程中调用 DSSAT 模拟水稻产量,依据产量模拟误差和 PSO 的运行机制修改粒子,从而验证 PSO 优化 DSSAT 水稻品种参数的有效性及可行性。研究结果表明:两种算法均能较好识别 DSSAT 水稻品种参数,但 GLUE 参数估计器估计参数无效的频次较高;与 GLUE 参数估计器相比,PSO 识别的参数均为有效参数,其优化参数的 DSSAT 模拟水稻产量的精度更高,标准化均方根误差(NRMSE)处于 5.98%~8.78%之间,明显低于 GLUE 参数估计器的 6.89%~18.06%,所模拟的水稻产量也更接近于实测产量。

**关键词:** 水稻品种参数; DSSAT; PSO; GLUE 参数估计器

中图分类号: S11+5      文献标识码: A      文章编号: 1000-1298(2023)11-0369-07      **OSID:** 

Rice Cultivar Coefficient Optimization of DSSAT Based on PSO

WANG Bin<sup>1</sup> YANG Hongxian<sup>1</sup> FENG Jie<sup>2</sup> GUO Zhongyuan<sup>3</sup> GUO Yanwen<sup>4</sup>

(1. College of Water Conservancy and Architecture, Northeast Agricultural University, Harbin 150030, China  
2. Huai'an Surveying and Design Institute of Water Resources Co., Ltd., Huai'an 223001, China  
3. Heilongjiang Institute of Water Resources Research, Harbin 150080, China  
4. Qing'an County Northern Oasis Rice Research Institute, Qing'an 152400, China)

**Abstract:** Decision support system for agrotechnology transfer (DSSAT) is increasingly used in agriculture, and the primary task in the localization of DSSAT is to estimate crop cultivar coefficients. Generalized likelihood uncertainty estimation (GLUE) coefficient estimator is a self-contained coefficient estimation tool for DSSAT, but the crop cultivar coefficients estimated by GLUE coefficient estimator are not always effective, and the simulation accuracy of the DSSAT with the estimated coefficients is often not high. Through using the field measured yield data of four cultivars of rice and the comparative analysis method, with the results of running the GLUE coefficient estimator as a reference, treating each particle of particle swarm optimization (PSO) was considered as a group of rice cultivar coefficients, calling DSSAT to simulate rice yield during the operation of the PSO, and modifying the particles according to the yield simulation error and the operation mechanism of PSO, thus verifying the feasibility of PSO to optimize the coefficients of DSSAT rice cultivar coefficients. The results showed that both algorithms can identify the DSSAT rice cultivar coefficients well, but the GLUE coefficient estimator had a higher frequency of estimating invalid coefficients. Compared with the GLUE coefficient estimator, the coefficients identified by the PSO were all efficient, and the accuracy of its optimized parameters for DSSAT simulated rice yield was higher, and the normalized root mean square error (NRMSE) was in the range of 5.98%~8.78%, which was significantly lower than that of the GLUE coefficient estimator, which was ranged from 6.89% to 18.06%, and the simulated rice yield was close to the measured yield.

**Key words:** rice cultivar coefficient; DSSAT; PSO; GLUE coefficient estimator

# 0 引言

作物模型能够动态定量描述作物生长发育和产量形成过程,与田间试验相比可以节省大量的人力物力<sup>[1-2]</sup>。近年来,许多学者对作物模型进行了大量研究,并取得了众多研究成果,其中农业技术转移决策支持系统(Decision support system for agrotechnology transfer,DSSAT)最具代表性,是当今全球应用最广泛的作物模型之一<sup>[3-6]</sup>。DSSAT 可以集合气候、土壤、作物及田间管理等信息,以日为步长模拟作物生长发育的动态变化过程,能够定量描述并预测作物生长与环境之间的关系<sup>[7]</sup>。经过多年的完善以及在全球不同地区的适用性验证,该模型的模拟精度得到了很大提高<sup>[8-11]</sup>。目前,DSSAT 主要应用在 3 方面:①预测作物的产量潜力<sup>[12-13]</sup>。②探究合理的作物水肥管理模式,模拟和评价土壤水肥的变化<sup>[5,14]</sup>。③评估气候变化对农业生产的影响,为应对未来气候变化提供理论支持<sup>[15-16]</sup>。在 DSSAT 中,作物品种参数用来描述作物特性,控制作物的生长发育、植株形态以及产量形成过程;不同品种的同一作物,也会由于种植条件的不同而表现出不同的产量潜力。因此,准确识别品种参数是应用 DSSAT 的前提条件。

目前,DSSAT 提供了 2 种估计品种参数的工具,分别为遗传参数计算器(Genotype coefficient calculator,GCC)<sup>[17]</sup>和 GLUE 参数估计器(GLUE coefficient estimator)<sup>[18]</sup>,但在实际应用中,这两种方法存在依赖用户经验、运行效率低、参数估计结果不是总有效等问题。首先,GCC 是对预先给出的一组参数进行调整计算,由于 DSSAT 品种参数较多且相互之间关系复杂,用户通常不具备给出一组合适参数值的经验,对参数赋值的尝试工作代价过高。其次,采用 GLUE 方法时,即使运行次数足够多,也可能出现 DSSAT 模拟失效现象,表现为 GLUE 估计参数驱动的 DSSAT 对变量的模拟结果为 0。此外,DSSAT 提供了很多作物的品种参数和试验资料,这些资料在安装 DSSAT 时也会同步安装在用户计算机上,利用这些资料容易验证 GCC 和 GLUE 重新估计的参数往往不如 DSSAT 提供的参数,表现为重新估计的参数驱动的 DSSAT 模拟效果更差,这表明 GCC 和 GLUE 寻优效果不佳。因此,研究更有效的 DSSAT 参数优化方法具有实际意义。

粒子群优化(Particle swarm optimization,PSO)是一种源于鸟群捕食行为的优化算法,凭借参数较少、规则简单、收敛速度快等特点,成为优化模型参数的重要算法之一<sup>[19-20]</sup>。本文将 PSO 引入 DSSAT

水稻品种参数优化中,采用对比分析方法,验证 PSO 优化 DSSAT 水稻品种参数的有效性和可行性,以期 为 DSSAT 作物品种参数优化提供一种新算法。

# 1 材料与方法

## 1.1 试验概况

采用水稻田间试验数据对 PSO 优化 DSSAT 水稻品种参数的有效性及可行性进行验证。试验于 2019 年在黑龙江省绥棱县上集镇的水稻综合试验站(47°09′N,127°18′E,海拔 198.7 m)开展。绥棱县年平均气温为 2.4℃,有效积温为 2 500℃,年平均降水量约 580 mm,无霜期为 132 d。采用的水稻共 4 个品种,为龙庆稻 3 号、龙庆稻 8 号、龙庆稻 9 号、龙粳稻 6 号,分别记作 LQ03、LQ08、LQ09、LJ06。每个品种水稻试验均为 8 个处理,各处理的施氮量逐渐增大,相同处理的不同品种水稻施氮量完全相同。除施氮量外,4 个品种水稻的播种、插秧、灌溉、施肥、收获等日期和管理方式相同,均采用寒地水稻控制灌溉技术进行田间水分管理。

## 1.2 PSO 优化 DSSAT 水稻品种参数原理

### 1.2.1 DSSAT 水稻品种参数

当前较新版本 DSSAT 包含 11 个水稻品种参数<sup>[3,21]</sup>,见表 1。

表 1 DSSAT 水稻品种参数  
Tab.1 Rice cultivar coefficient of DSSAT

| 参数                            | 数值          |
|-------------------------------|-------------|
| 从出苗到对光周期变化不敏感时所需积温(P1)/(℃·d)  | 150~800     |
| 从幼穗分化到产生圆锥花序时所需积温(P2R)/(℃·d)  | 5~300       |
| 从籽粒灌浆至生理成熟时所需积温(P5)/(℃·d)     | 150~850     |
| 生长最盛时的最大日照时数(P2O)/h           | 11~13       |
| 潜在的小穗数系数(G1)                  | 50~75       |
| 理想生长条件下的单粒质量(G2)/g            | 0.015~0.030 |
| 理想生长条件下相较于 IP64 品种水稻的分蘖系数(G3) | 0.7~1.3     |
| 无胁迫条件下的叶热间距(PHINT)/(℃·d)      | 55~90       |
| 影响小穗不育的高温阈值(THOT)/℃           | 25~34       |
| 延迟幼穗分化的低温阈值(TCLDP)/℃          | 12~18       |
| 影响小穗不育的低温阈值(TCLDF)/℃          | 10~20       |

这些参数大致可以分为两类,其中参数 P1、P2R、P5、P2O、PHINT 与水稻的发育特性相关,称为物候参数(P 参数),而另一类参数与水稻产量形成相关,称为生长参数(G 参数)。G 参数中的 THOT、TCLDP、TCLDF 由早期版本的 G4 和 G5 转换而来。

### 1.2.2 PSO 优化 DSSAT 水稻品种参数流程

PSO 是全局优化算法,可以随机初始化种群,并通过适应度评估和选择粒子。其核心公式为<sup>[19,22]</sup>

$$v_i^{(d)} = v_i^{(d-1)} + c_1 r_1 (p_{Best_i^d} - x_i^{(d)}) + c_2 r_2 (g_{Best_i^d} - x_i^{(d)})$$
$$x_i^{(d+1)} = x_i^{(d)} + v_i^{(d)}$$

(1)

(2)

式中  $v_i^{(d)}$ ——第  $d$  次迭代循环时,第  $i$  个粒子的速度分量

$x_i^{(d)}$ ——第  $d$  次迭代循环时,第  $i$  个粒子的位置分量

$c_1、c_2$ ——粒子的学习因子

$r_1、r_2$ ——介于 $[0,1]$ 之间的随机数

$p_{Best_i^d}$ ——到第  $d$  次迭代为止,第  $i$  个粒子经过的最好位置分量

$g_{Best_i^d}$ ——到第  $d$  次迭代为止,所有粒子经过的最好位置分量

PSO 优化 DSSAT 水稻品种参数流程为:①运行 PSO,利用 PSO 的运行机制产生粒子(一组参数)。②将每次迭代中各粒子作为一组水稻品种参数,调用 DSSAT 程序,将每组参数输入 DSSAT。③运行 DSSAT 模拟水稻产量,计算每组参数驱动的 DSSAT 对水稻产量的模拟误差。④依据产量模拟误差和 PSO 的运行机制修改粒子。⑤重复以上操作,直至得到与实测产量符合最好的模拟产量,即模拟误差最小。

本文以 GLUE 为对照,验证 PSO 优化 DSSAT 品种参数的有效性和可行性。对于需要事先给出一组参数先验值的 GCC,由于其不具备优化参数的前提条件(参数变化范围已知,但参数值未知),因此不在本文的讨论之列。对 GLUE 和 PSO 重复测试 5 次,为使测试条件相同,每次测试时,GLUE 运行 3 000 次,PSO 采用 30 个粒子迭代 100 次,这样处理能够保证两种算法调用 DSSAT 次数相同,且运行时间基本一致。

1.2.3 算法优化结果评价指标

采用均方根误差<sup>[1,23]</sup>(Root mean squared error, RMSE)评价 PSO 优化参数的 DSSAT 模拟精度,从而间接评价 PSO 优化 DSSAT 水稻品种参数的有效性。为了比较 PSO 优化参数的 DSSAT 模拟不同品种水稻产量情况,增加了标准化均方根误差(Normalized root mean square error, NRMSE)以及决定系数(Coefficient of determination,  $R^2$ )两个指标<sup>[24-25]</sup>。这 3 个指标中:RMSE 适合比较 GLUE 和 PSO 识别参数后 DSSAT 模拟同种水稻产量的效果,其值越小表明模拟值与实测值之间的偏差越小。NRMSE 适合比较不同品种水稻的模拟产量差异,NRMSE 越小,模拟精度越高;当 NRMSE 为 0 ~ 10% 时,模拟效果极好;为 10% ~ 20% 时,模拟效果较

好<sup>[24]</sup>。决定系数  $R^2$ 能够反映模拟值与实测值的相关程度, $R^2$ 越趋近于 1,模拟值与实测值的拟合程度越好。

1.2.4 水稻品种参数的敏感性

参数敏感性分析是模型校正过程的重要环节,主要依据参数变化所产生的模拟结果来评价不同参数对模型模拟结果变化的影响<sup>[26]</sup>。在优化 DSSAT 品种参数过程中,PSO 所产生的每个粒子均具有记忆性,这为分析品种参数的敏感性提供了数据条件。本文将每次测试中 PSO 运行所得的参数及 RMSE 作为分析参数敏感性的样本数据,采用回归分析方法对水稻品种参数进行敏感性分析,以统计值  $t$  (Statistical value of the T-test) 和  $P$  (Probability of rejecting the original assumption) 作为敏感性评价指标。其中, $t$  是标准化后的取值,它表示各参数的敏感性程度,绝对值越大参数越敏感; $P$  是  $t$  检验拒绝原假设(参数不敏感)的概率,它决定各参数敏感的显著性,当  $P \leq 0.05$  时,拒绝原假设即参数敏感,且其越接近于 0,表示品种参数的敏感性越显著。

2 结果与分析

2.1 基于 PSO 的水稻品种参数敏感性分析

在 PSO 优化 DSSAT 水稻品种参数过程中,利用储存的粒子实时位置(参数)和适应度值(RMSE),可以分析水稻品种参数的敏感性,各参数的统计值  $t$  和  $P$  见图 1。

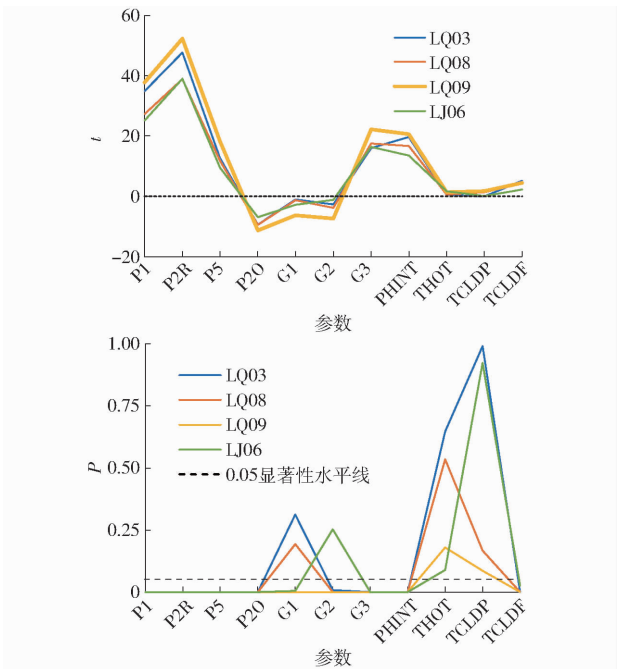


图 1 水稻品种参数敏感性统计值

Fig.1 Statistical values of sensitivity of rice cultivar coefficients

由图 1 可知,当以水稻产量为 DSSAT 输出变量,并以  $P = 0.05$  表示参数敏感性的显著水平时,各水稻品种参数的敏感性既有相似性,也存在差异。首先,4 个水稻品种参数敏感性排序前两位分别为 P2R、P1、G3 和 PHINT 敏感性排序为第 3 位或第 4 位,P5、P2O 敏感性排序为第 5、6 位,这 6 个参数均为敏感参数,而 THOT 和 TCLDP 为非敏感参数。其次,LQ03 和 LQ08 的 G1、THOT、TCLDP 为不敏感参数,其他 8 个参数均为敏感参数;LJ06 的不敏感参数为 G2、THOT、TCLDP,其余 8 个参数为敏感参数;LQ09 的不敏感参数为 THOT 和 TCLDP,其余 9 个参数均为敏感参数。综上所述,全部 P 参数和 G 参数

中的 G3、TCLDF 为敏感参数,并且 P2R 和 P1 的敏感性最强,是参数优化时需要被重点关注的对象;而 THOT 和 TCLDP 为非敏感性参数,在优化参数过程中可以适当降低对其关注程度。

2.2 PSO 优化 DSSAT 水稻品种参数结果

在 5 次测试中, GLUE 和 PSO 识别参数的 DSSAT 模拟有效性及其对水稻产量的模拟精度见表 2,5 次测试中最好的参数值见表 3。由于 11 个参数的数值相差较大,为了更好地对比两种算法对参数的识别结果,利用 Min - Max 归一化方法<sup>[27]</sup>对识别的最优参数进行了归一化处理,见图 2。

表 2 GLUE 和 PSO 识别参数的 DSSAT 模拟效果

Tab.2 Simulation results of DSSAT using coefficients identified by GLUE and PSO

| 水稻<br>品种 | 评价指标                        | GLUE     |        |          |          |        | PSO    |        |        |        |        |
|----------|-----------------------------|----------|--------|----------|----------|--------|--------|--------|--------|--------|--------|
|          |                             | 测试 1     | 测试 2   | 测试 3     | 测试 4     | 测试 5   | 测试 1   | 测试 2   | 测试 3   | 测试 4   | 测试 5   |
| LQ03     | RMSE/(kg·hm <sup>-2</sup> ) | 1 045.36 | —      | —        | 1 718.59 | —      | 490.04 | 493.90 | 499.82 | 492.93 | 510.71 |
|          | NRMSE/%                     | 18.06    | —      | —        | 29.69    | —      | 8.47   | 8.53   | 8.64   | 8.52   | 8.82   |
|          | R <sup>2</sup>              | 0.83     | —      | —        | 0.92     | —      | 0.89   | 0.91   | 0.91   | 0.90   | 0.85   |
| LQ08     | RMSE/(kg·hm <sup>-2</sup> ) | 385.70   | —      | —        | 1 278.39 | 554.01 | 422.52 | 334.72 | 386.81 | 372.24 | 347.53 |
|          | NRMSE/%                     | 6.89     | —      | —        | 22.83    | 9.89   | 7.54   | 5.98   | 6.91   | 6.65   | 6.21   |
|          | R <sup>2</sup>              | 0.95     | —      | —        | 0.92     | 0.91   | 0.94   | 0.94   | 0.94   | 0.93   | 0.92   |
| LQ09     | RMSE/(kg·hm <sup>-2</sup> ) | —        | 556.90 | 682.81   | —        | —      | 418.60 | 472.72 | 397.82 | 393.27 | 400.78 |
|          | NRMSE/%                     | —        | 9.30   | 11.40    | —        | —      | 6.99   | 7.90   | 6.64   | 6.57   | 6.69   |
|          | R <sup>2</sup>              | —        | 0.85   | 0.86     | —        | —      | 0.95   | 0.94   | 0.92   | 0.93   | 0.93   |
| LJ06     | RMSE/(kg·hm <sup>-2</sup> ) | 539.98   | —      | 2 006.01 | —        | 636.62 | 629.95 | 489.53 | 630.21 | 532.44 | 630.54 |
|          | NRMSE/%                     | 9.69     | —      | 35.98    | —        | 11.42  | 11.30  | 8.78   | 11.30  | 9.55   | 11.31  |
|          | R <sup>2</sup>              | 0.88     | —      | 0.77     | —        | 0.87   | 0.85   | 0.87   | 0.85   | 0.87   | 0.81   |

注:“—”表示该次测试所得最优参数无效,即该次测试所得最优参数驱动的 DSSAT 模拟水稻产量为 0。

表 3 GLUE 和 PSO 识别的水稻品种参数最优值

Tab.3 Optimal values of rice cultivar coefficients identified by GLUE and PSO

| 水稻<br>品种 | 算法   | P1/<br>(℃·d) | P2R/<br>(℃·d) | P5/<br>(℃·d) | P2O/<br>h | G1   | G2/<br>g | G3   | PHINT/<br>(℃·d) | THOT/<br>℃ | TCLDP/<br>℃ | TCLDF/<br>℃ |
|----------|------|--------------|---------------|--------------|-----------|------|----------|------|-----------------|------------|-------------|-------------|
| LQ03     | GLUE | 303.6        | 48.1          | 459.5        | 11.3      | 65.5 | 0.029 0  | 0.70 | 83.0            | 27.4       | 15.0        | 15.0        |
|          | PSO  | 214.6        | 43.5          | 425.8        | 11.4      | 73.6 | 0.025 1  | 0.81 | 88.2            | 31.1       | 13.6        | 18.7        |
| LQ08     | GLUE | 307.9        | 42.6          | 346.4        | 12.8      | 50.5 | 0.027 0  | 1.15 | 83.0            | 26.8       | 15.0        | 15.0        |
|          | PSO  | 422.2        | 14.1          | 339.6        | 11.7      | 52.5 | 0.028 6  | 1.06 | 88.3            | 33.0       | 16.1        | 12.2        |
| LQ09     | GLUE | 156.2        | 44.9          | 234.5        | 12.2      | 68.5 | 0.019 0  | 1.16 | 83.0            | 30.0       | 15.0        | 15.0        |
|          | PSO  | 299.4        | 50.3          | 338.1        | 12.2      | 61.3 | 0.024 1  | 1.20 | 64.8            | 33.0       | 17.3        | 11.6        |
| LJ06     | GLUE | 259.7        | 32.7          | 372.7        | 11.0      | 58.2 | 0.023 0  | 1.20 | 83.0            | 28.3       | 15.0        | 15.0        |
|          | PSO  | 253.3        | 45.4          | 170.0        | 12.7      | 58.3 | 0.022 4  | 0.94 | 81.8            | 28.0       | 14.2        | 11.5        |

从表 3 及图 2 可以看出,即使设定 GLUE 估计所有参数,但在 GLUE 运行过程中并不估计 PHINT、TCLDP、TCLDF,运行结果给出的仍是这 3 个参数的初始值,而 PSO 则在给定的参数区间优化所有参数。除了 GLUE 不估计的 PHINT、TCLDP、TCLDF 3 个参数外,两种算法识别的同种水稻参数会出现相等或相近的数值,如:LQ09 的 P2O、LJ06 的 G1

等,但从整体看,不同算法识别的同一品种水稻参数具有明显差异。此外,与 GLUE 估计结果相比,PSO 优化所得的同一参数在不同品种间的波动相对较小,见图 2 的 P1、P2O、G1、G2、G3,这表明在同一试验地点,PSO 优化的参数更加趋同,而 GLUE 估计的参数更加发散。此外,从表 2 还可以看出,即使 GLUE 运行 3 000 次,但在 5 次测试过程中,各品种

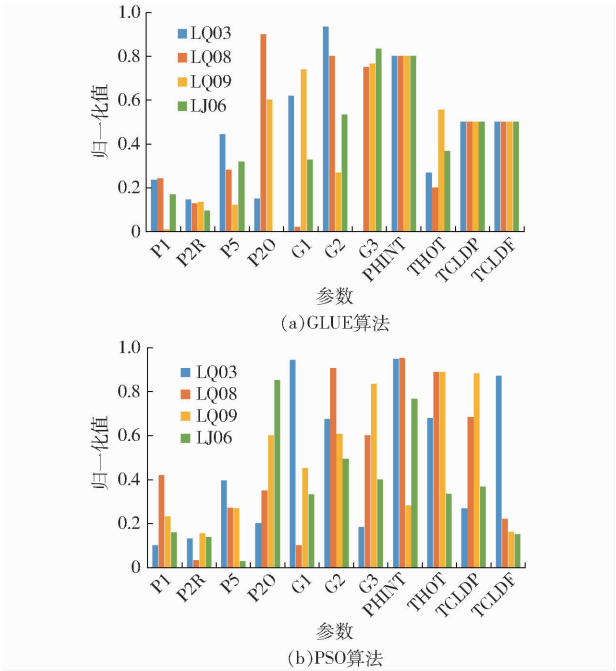


图 2 归一化处理的水稻品种参数最优值  
Fig.2 Normalized optimal values of rice cultivar coefficients

水稻均会出现 DSSAT 模拟产量为 0 的情况,且出现频次较高,LQ03、LQ09 出现了 3 次,LQ08、LJ06 出现了 2 次,这表明参数估计工作已失效。

2.3 PSO 优化参数的 DSSAT 模拟水稻产量

图 3 为 GLUE 和 PSO 识别的水稻品种参数最优

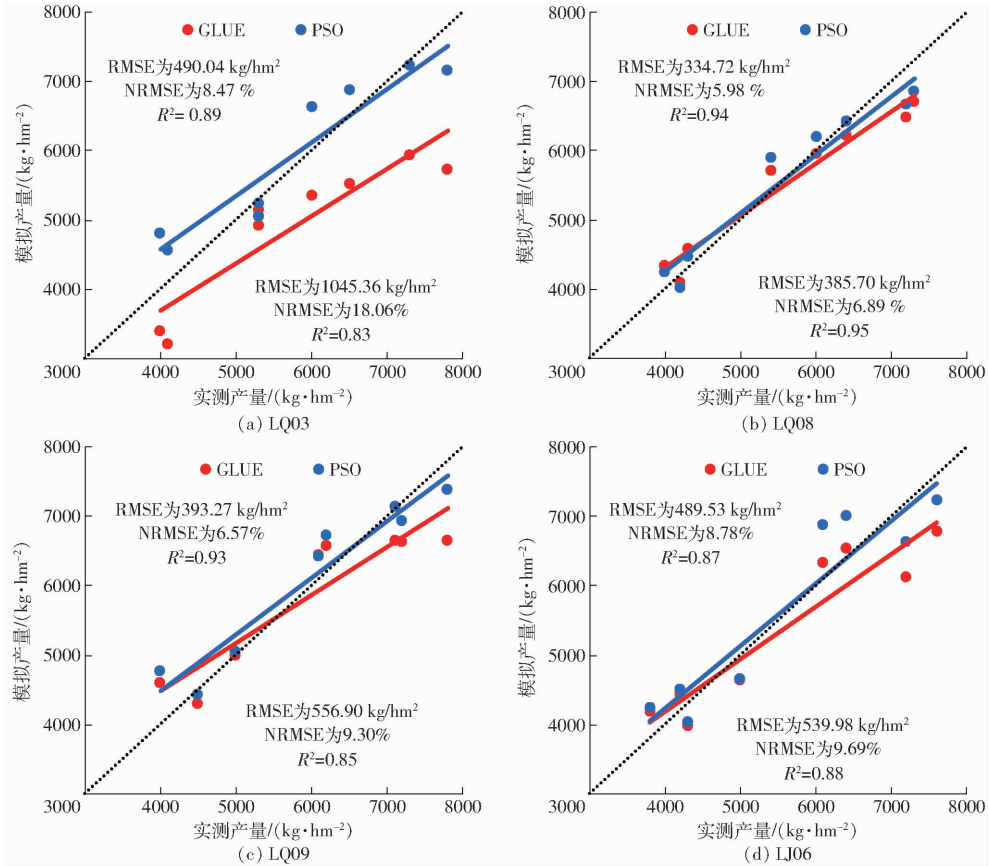


图 3 GLUE 和 PSO 识别最优参数的 DSSAT 模拟水稻产量  
Fig.3 Simulation yields of DSSAT using optimal coefficients identified by GLUE and PSO

值(表 3)驱动的 DSSAT 模拟的水稻产量与实测产量的对比情况。

从图 3 可以看出,两种算法识别最优参数的 DSSAT 模拟的水稻产量相近,而 PSO 优化参数的 DSSAT 模拟效果更佳,主要表现为:①两种算法的  $R^2$  处于 0.83 ~ 0.95 之间,NRMSE 处于 5.98% ~ 18.06% 之间,模拟结果为极好或较好水平。②在相同的测试条件下,PSO 优化参数的 DSSAT 模拟结果对应的 RMSE 和 NRMSE 均低于 GLUE 算法, $R^2$  高于或接近 GLUE 算法,表明 PSO 优化水稻品种参数的效果更好,这些参数驱动的 DSSAT 模拟精度更高。③PSO 优化参数的 DSSAT 模拟产量整体上高于 GLUE 算法,也更接近于田间的实测产量,由图 3 可见,PSO 优化参数的 DSSAT 模拟产量与实测产量拟合点更加靠近 1:1 对角线。因此,相较于 GLUE 算法,利用 PSO 优化 DSSAT 水稻品种参数效果更好,表明 PSO 优化 DSSAT 品种参数是有效且可行的。

3 结论

(1)基于 PSO 优化 DSSAT 水稻品种参数的过程数据,可以识别水稻品种参数的敏感性。4 个品种水稻的物候参数以及生长参数中的 G3、TCLDF 为敏感性参数 ( $P < 0.05$ ),其中 P2R 和 P1 在参数敏感

性排序中为第 1、第 2 位,对 DSSAT 模拟水稻产量最敏感,在参数优化时应被重点关注。

(2)在估计水稻品种参数过程中,GLUE 算法不估计 PHINT、TCLDP 和 TCLDF 3 个参数,且会出现估计所得参数无效现象,即在算法程序运行结束后,所得参数驱动的 DSSAT 模拟产量结果为 0;与 GLUE 相比,PSO 能在给定的参数取值范围内精准识别所有的 DSSAT 水稻品种参数,并且可以有效避免参数无效现象。

(3)在评价算法识别水稻品种参数效果指标中,GLUE 识别参数的 DSSAT 模拟的  $R^2$ 、NRMSE 分别处于 0.83 ~ 0.95、6.89% ~ 18.06% 之间,而 PSO 的  $R^2$ 、NRMSE 分别处于 0.87 ~ 0.94、5.98% ~ 8.78% 之间,PSO 优化参数的 DSSAT 模拟的  $R^2$  高于或接近 GLUE,且 NRMSE 明显低于 GLUE,这表明 PSO 优化水稻品种参数的效果优于 GLUE,表现为 PSO 优化参数驱动的 DSSAT 模拟精度更高,模拟的水稻产量更接近于田间实测产量。

## 参 考 文 献

- [1] 王兴鹏,辛朗,杜江涛,等. 基于 DSSAT 模型的南疆膜下滴灌棉花生长与产量模拟[J]. 农业机械学报,2022,53(9):314-321.  
WANG Xingpeng, XIN Lang, DU Jiangtao, et al. Growth and yield simulation of drip irrigation cotton under membrane in southern Xinjiang based on DSSAT model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(9): 314-321. (in Chinese)
- [2] 刘建刚,褚庆全,王光耀,等. 基于 DSSAT 模型的氮肥管理下华北地区冬小麦产量差的模拟[J]. 农业工程学报,2013,29(23):124-129.  
LIU Jian'gang, CHU Qingquan, WANG Guangyao, et al. Simulation of yield difference of winter wheat in North China under nitrogen fertilizer management based on DSSAT model[J]. Transactions of the CSAE, 2013, 29(23): 124-129. (in Chinese)
- [3] 马雯雯,石建初,金欣欣,等. 改进 CERES-Rice 模型模拟覆膜旱作水稻生长[J]. 农业工程学报,2017,33(6):115-123.  
MA Wenwen, SHI Jianchu, JIN Xinxin, et al. Improved CERES-Rice model to simulate the growth of mulched dry rice[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(6): 115-123. (in Chinese)
- [4] CORBEELS M, CHIRAT G, MESSAD S, et al. Performance and sensitivity of the DSSAT crop growth model in simulating maize yield under conservation agriculture[J]. European Journal of Agronomy, 2016, 76: 41-53.
- [5] 徐娜,党廷辉. 基于 DSSAT 模型的冬小麦氮肥效应预测——以黄土高原沟壑区渭北旱塬为例[J]. 灌溉排水学报,2017,36(增刊 2):147-154.  
XU Na, DANG Tinghui. Prediction of nitrogen fertilizer effect of winter wheat based on DSSAT model: a case study of Weiwei dry plateau in the gully area of the Loess Plateau[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2017, 36(Supp. 2): 147-154. (in Chinese)
- [6] 杜江涛,张楠,龚珂宁,等. 基于 DSSAT 模型的南疆膜下滴灌棉花灌溉制度优化[J]. 生态学杂志,2021,40(11):3760-3768.  
DU Jiangtao, ZHANG Nan, GONG Kening, et al. Optimization of drip irrigation system of cotton under membrane in southern Xinjiang based on DSSAT model[J]. Chinese Journal of Ecology, 2021, 40(11): 3760-3768. (in Chinese)
- [7] JONES J W, HOOGENBOOM G, PORTER C H, et al. The DSSAT cropping system model[J]. European Journal of Agronomy, 2003, 18(3-4): 235-265.
- [8] BHATIA V S, SINGH P, WANI S P, et al. Analysis of potential yields and yield gaps of rainfed soybean in India using CROPGRO-Soybean model[J]. Agricultural and Forest Meteorology, 2008, 148(8-9): 1252-1265.
- [9] 王鹏宇,刘婧然,张廷强,等. 基于 DSSAT 模型的广西地区甘蔗亏缺灌溉优化[J]. 灌溉排水学报,2021,40(6):133-139.  
WANG Pengyu, LIU Jingran, ZHANG Tingqiang, et al. Optimization of sugarcane deficit irrigation in Guangxi based on DSSAT model[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2021, 40(6): 133-139. (in Chinese)
- [10] 李毅,张思远,刘庆祝,等. 基于 DSSAT-CERES-Wheat 的黄土高原西部春小麦干旱影响研究[J]. 农业机械学报,2022,53(6):338-348.  
LI Yi, ZHANG Siyuan, LIU Qingzhu, et al. Effects of droughts and meteorology on spring wheat in western Loess Plateau based on DSSAT-CERES-Wheat model[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2022, 53(6): 338-348. (in Chinese)
- [11] MALDONADO-IBARRA I, RODRIGUEZ G R, CASTILLO-ROSALES D. Determination of genetic coefficients of three spring wheat varieties under a Mediterranean environment applying the DSSAT model[J]. Chilean Journal of Agricultural Research, 2015, 75(4): 418-424.
- [12] 徐瑞阳,何英彬,赵锡海,等. 基于 DSSAT 模型的 1961—2017 年东北地区马铃薯潜在单产及其影响因子分析[J]. 中国农业资源与区划,2021,42(12):102-114.  
XU Ruiyang, HE Yingbin, ZHAO Xihai, et al. Potential potato yield and its influencing factors in Northeast China from 1961 to 2017 based on DSSAT model[J]. China Agricultural Resources and Regional Planning, 2021, 42(12): 102-114. (in

Chinese)

[13] 陈上, 窦子荷, 蒋腾聪, 等. 基于聚类法筛选历史相似气象数据的玉米产量[J]. 农业工程学报, 2017, 33(19): 147 – 155.  
CHEN Shang, DOU Zihe, JIANG Tengcong, et al. Maize yield based on clustering method for screening historically similar meteorological data[J]. Transactions of the CSAE, 2017, 33(19): 147 – 155. (in Chinese)

[14] WANG Y, JIANG K, SHEN H, et al. Decision-making method for maize irrigation in supplementary irrigation areas based on the DSSAT model and a genetic algorithm[J]. Agricultural Water Management, 2023, 280: 108231.

[15] 杨云川, 张会娅, 程禹灏, 等. 基于 DSSAT – Canegro 模型的广西来宾市甘蔗生长对气象干旱的响应[J]. 农业工程学报, 2022, 38(2): 119 – 130.  
YANG Yunchuan, ZHANG Huiya, CHENG Yuhao, et al. Response of sugarcane growth to meteorological drought in Laibin City, Guangxi Province based on DSSAT – Canegro model[J]. Transactions of the CSAE, 2022, 38(2): 119 – 130. (in Chinese)

[16] QU C, LI X, HUI J U, et al. The impacts of climate change on wheat yield in the Huang – Huai – Hai Plain of China using DSSAT – CERES – Wheat model under different climate scenarios[J]. Journal of Integrative Agriculture, 2019, 18(6): 1379 – 1391.

[17] HUNT L A, PARARAJASINGHAM S, JONES J W, et al. GENCALC: software to facilitate the use of crop models for analyzing field experiments[J]. Agronomy Journal, 1993, 85(5): 1090 – 1094.

[18] HE J, DUKES M D, JONES J W, et al. Applying GLUE for estimating CERES – Maize genetic and soil parameters for sweet corn production[J]. Transactions of the ASABE, 2009, 52(6): 1907 – 1921.

[19] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization[C] // Proceedings of ICNN’95-International Conference on Neural Networks. IEEE, 1995: 1942 – 1948.

[20] 奚茂龙, 卢丹, 齐志明, 等. 随机漂移粒子群算法的 RZWQM 替代模型参数优化[J]. 计算机工程与应用, 2016, 52(23): 35 – 41.  
XI Maolong, LU Dan, QI Zhiming, et al. Parameter optimization of RZWQM substitution model for stochastic drift particle swarm algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2016, 52(23): 35 – 41. (in Chinese)

[21] 刘玉汐, 刘静, 王连喜, 等. 宁夏河套灌区主栽水稻品种遗传参数调试[J]. 中国农业气象, 2015, 36(2): 195 – 202.  
LIU Yuxi, LIU Jing, WANG Lianxi, et al. Debugging of genotype coefficients of main rice cultivars in Hetao irrigation area of Ningxia[J]. Chinese Journal of Agrometeorology, 2015, 36(2): 195 – 202. (in Chinese)

[22] SHI Y, EBERHART R. A modified particle swarm optimizer[C] // International Conference on Evolutionary Computation Proceedings. IEEE, 1998: 69 – 73.

[23] 宋利兵, 陈上, 姚宁, 等. 基于 GLUE 和 PEST 的 CERES – Maize 模型调参与验证研究[J]. 农业机械学报, 2015, 46(11): 95 – 111.  
SONG Libing, CHEN Shang, YAO Ning, et al. Research on modulation participation verification of CERES – Maize model based on GLUE and PEST[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2015, 46(11): 95 – 111. (in Chinese)

[24] 邵光成, 王志宇, 王小军, 等. 基于 DSSAT 模型的冬小麦最优灌溉制度研究[J]. 农业机械学报, 2019, 50(10): 289 – 297.  
SHAO Guangcheng, WANG Zhiyu, WANG Xiaojun, et al. Optimal irrigation schedule based on DSSAT model for winter wheat[J]. Transactions of the Chinese Society for Agricultural Machinery, 2019, 50(10): 289 – 297. (in Chinese)

[25] WANG Haidong, CHENG Minghui, LIAO Zhenqi, et al. Performance evaluation of AquaCrop and DSSAT – SUBSTOR – Potato models in simulating potato growth, yield and water productivity under various drip fertigation regimes[J]. Agricultural Water Management, 2023, 276: 108076.

[26] 陈长征, 甘容, 杨峰, 等. 基于 SWAT 的径流模拟参数优化方案及不确定性分析[J]. 人民长江, 2022, 53(7): 82 – 89.  
CHEN Changzheng, GAN Rong, YANG Feng, et al. Optimization scheme and uncertainty analysis of runoff simulation parameters based on SWAT[J]. Yangtze River, 2022, 53(7): 82 – 89. (in Chinese)

[27] 杨寒雨, 赵晓永, 王磊. 数据归一化方法综述[J]. 计算机工程与应用, 2023, 59(3): 13 – 22.  
YANG Hanyu, ZHAO Xiaoyong, WANG Lei. A review of data normalization methods[J]. Computer Engineering and Applications, 2023, 59(3): 13 – 22. (in Chinese)