

基于金枪鱼群优化算法的 Jensen 模型参数求解

薛萍¹, 刘玲^{1*}, 王仰仁², 孙书洪²

(1.天津农学院 计算机与信息工程学院, 天津 300384;

2.天津农学院 水利工程学院, 天津 300384)

摘要:【目的】利用智能优化算法求解 Jensen 模型参数。【方法】将分布估计引入金枪鱼群优化算法(TSO)中, 形成基于分布估计的金枪鱼群优化算法(ITSO)。将改进的基于分布估计的金枪鱼群优化算法(ITSO)与其他算法在 CEC2017 测试集上进行性能验证, 并利用山西潇河灌溉试验站非充分灌溉试验结果对该算法与其他方法求解的精准性进行对比。【结果】①在 CEC2017 测试集上, 对比 ITSO、TSO、GWO、WOA、SSA 和 BOA 共 6 种算法的寻优性能表明, ITSO 算法寻优能力最强。②在山西潇河灌溉试验站非充分灌溉试验结果上分别将 ITSO 与 SPSS 软件中非线性回归分析、TSO 计算得出的结果进行对比, 平均相对误差分别为 7.79%、8.13%和 7.79%。TSO 算法经过 50 次迭代后找到最优解, 而 ITSO 算法仅需 35 次迭代后找到最优解。【结论】基于分布估计的金枪鱼群优化算法(ITSO)求解 Jensen 模型参数, 拟合精度高且寻优速度快。

关键词: 水分生产函数; Jensen 模型; 模型参数求解; 分布估计; 金枪鱼群优化算法

中图分类号: S274

文献标志码: A

doi: 10.13522/j.cnki.ggps.2022022

OSID:



薛萍, 刘玲, 王仰仁, 等. 基于金枪鱼群优化算法的 Jensen 模型参数求解[J]. 灌溉排水学报, 2022, 41(11): 22-29.

XUE Ping, LIU Ling, WANG Yangren, et al. Calculating the Coefficients in the Jensen Model Using the Tuna Swarm Optimization Algorithm[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2022, 41(11): 22-29.

0 引言

【研究意义】作物产量与水分因子之间的数学关系称为作物水分生产函数, 是作物生产模型中联系水分和生产力因素的关键^[1], 可为非充分灌溉优化决策提供科学依据。【研究进展】作物水分生产函数模型有很多种, 其中 Jensen 模型在拟合效果和模型结构方面具有优势, 已被广泛应用^[2-3]。影响 Jensen 模型预测精度的关键参数是水分敏感指数, 学者们对水分敏感指数的精确求解做了大量的尝试。王喜芹等^[4]采用 SPSS 中非线性回归分析计算 Jensen 模型参数, 操作简单, 只需要输入相关数据即可得出 Jensen 模型的水分敏感指数。郑文超等^[5]将单纯形算法与基于群体的微粒群算法相结合, 提出了基于单纯形微粒群优化算法(SMP SO), 应用于求解作物水分生产函数 Jensen 模型参数中, 该方法可以简单有效的求解 Jensen 模型参数。朱伟峰等^[6]用自由搜索算法来率定 Jensen 模型水分敏感指数, 自由搜索算法可以直接率定模型的水分敏感指数, 在一定程度上改善了 Jensen 模型的适用性。由于灌溉试验处理的组数多且影响作物产量因素

有很多种, 仍然存在模型参数求解精度不高的问题。

智能算法近年来发展迅速, 很多学者受生物种群社会性或自然界现象规律的启示, 发明了很多用于解决复杂优化问题的智能算法。金枪鱼群优化算法(Tuna swarm optimization, TSO)^[7]的灵感来源于金枪鱼群的 2 种群体觅食行为, 具有调整参数少、计算简单等优点。【切入点】但与其他智能优化算法类似, 存在收敛精度不高等问题。【拟解决的关键问题】为此, 本文引进一种新的智能算法, 将分布估计算法引入到金枪鱼群优化算法中, 形成基于分布估计的金枪鱼群优化算法(ITSO), 可为 Jensen 模型参数求解提供一种新的精确途径。

1 Jensen 模型参数的金枪鱼群优化算法

1.1 Jensen 模型的表达式

目前作物水分生产函数中生育阶段模型应用较多, 生育阶段模型分为 2 类, 一类是加法模型, 一类是乘法模型^[8]。其中常见的加法模型有 Stewart、Blank、Singh 模型等, 最常用的乘法模型是 Jensen 模型^[9-10]。Jensen 模型相较于其他模型结构更为合理, 在一定程度上可以反映出作物在不同生育阶段水分胁迫对作物产量的影响。Jensen 模型常用的表达式为:

$$\frac{Y_j}{Y_m} = \prod_{i=1}^n \left(\frac{ET_i}{ET_m} \right)^{\lambda_i}, \quad (1)$$

式中: Y_j 为第 j 阶段各水分处理条件下的实际产量

收稿日期: 2022-01-12

基金项目: 现代都市农业智慧灌溉技术项目(XB202016)

作者简介: 薛萍(1997-), 女。硕士研究生, 主要从事智慧灌溉研究。

E-mail: 1135322342@qq.com

通信作者: 刘玲(1976-), 女。副教授, 硕士, 主要从事计算机仿真与优化研究。E-mail: 107916787@qq.com

(kg/hm²)； Y_m 为全生育期不受旱条件下作物的最高产量 (kg/hm²)； ET_j 为第 j 阶段各处理条件下的实际腾发量 (mm)； ET_m 为全生育期不受旱条件下的腾发量 (mm)； i 为作物生育阶段编号； n 为作物生育阶段总数； λ_i 为第 i 生育阶段水分敏感指数。

1.2 分布估计算法 (Estimation of distribution algorithm, EDA)

分布估计算法的概念最早在 1996 年被提出，本质上是一种基于概率模型的新型优化算法，即通过一个概率模型在空间中表示出候选解的分布情况，采用统计学习手段从群体的宏观角度建立候选解分布的概率模型，随机采样产生新的种群^[11]；反复进行，实现种群的进化，直到终止。EDA 能够降低时间的复杂性，估计种群的进化方向，同时具备更快的收敛速度和更强的全局搜索能力。

加权协方差矩阵是 EDA 算法的核心构成^[12]。基于加权协方差矩阵的高斯分布估计计算式为：

$$X(t)_{\text{mean}} = \sum_{i=1}^m \omega_i X_i, \quad (2)$$

$$\omega_i = (\ln(m+1) - \ln(i)) / \sum_{i=1}^m (\ln(m+1) - \ln(i)), \quad (3)$$

$$\text{Cov}(t) = \frac{1}{m-1} \sum_{i=1}^m (X_i(t) - X(t)_{\text{mean}})(X_i(t) - X(t)_{\text{mean}})^T, \quad (4)$$

$$X(t+1) = \text{Gaussian}(X(t)_{\text{mean}}, \text{Cov}(t)) + \text{rand}(X(t)_{\text{mean}} - X(t)), \quad (5)$$

式中： m 为有希望的种群； $X_1, X_2, \dots, X_m$ 为按照适应度值从高到低排列的 m 个有希望的解决方法； $\text{Cov}(t)$ 则是 X_i 的加权协方差矩阵； $X(t+1)$ 是更新后的位置。EDA 由于局部搜索能力弱，迭代后期易陷入局部收敛^[13]，所以目前采用的模型仍有不足。

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} c_1 (X_{\text{rand}}^t + \beta |X_{\text{rand}}^t - X_i^t|) + c_2 X_i^t, & i=1 \\ c_1 (X_{\text{rand}}^t + \beta |X_{\text{rand}}^t - X_i^t|) + c_2 X_{i-1}^t, & i=2, 3, \dots, N \end{cases}, \quad (12)$$

式中： X_{rand}^t 表示在搜索空间中随机生成的坐标点。

金枪鱼除了螺旋式觅食之外，还有抛物线型觅食。

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_{\text{best}}^t + \text{rand}(X_{\text{best}}^t - X_i^t) + TF \cdot p^2 (X_{\text{best}}^t - X_i^t), & \text{if } \text{rand} < 0.5 \\ TF \cdot p^2 X_i^t, & \text{if } \text{rand} \geq 0.5 \end{cases}, \quad (13)$$

$$p = (1 - \frac{t}{t_{\text{max}}})^{(t/t_{\text{max}})}, \quad (14)$$

式中： TF 表示一个值为 1 或 -1 的随机数。

TSO 算法在整个优化的过程中，会不断地更新和计算直到满足最终条件。但和其他智能优化算法类似，存在收敛精度不高等问题。

1.4 基于分布估计的金枪鱼群算法

由于 EDA 算法和 TSO 算法属于不同类型的进化

1.3 金枪鱼群优化算法 (Tuna swarm optimization, TSO)

TSO 算法是根据金枪鱼觅食行为而衍生的一种基于群的元启发式全局优化算法^[7]，其算法结构简单，需要调整的参数少，易于实现。TSO 通过在 D 维搜索空间中随机产生 N 个金枪鱼个体组成初始种群：

$$X_i^{\text{init}} = \text{rand}(ub - lb) + lb, \quad i=1, 2, \dots, N, \quad (6)$$

式中： X_i^{init} 为初始化的第 i 个金枪鱼个体位置； rand 为在 $(0, 1)$ 范围内均匀分布的随机向量； ub 和 lb 为搜索空间的上、下边界； N 为金枪鱼种群的数量。

当目标难以锁定时，金枪鱼就会以密集的螺旋式阵型进行追捕。在追捕猎物的同时，金枪鱼群之间还会交换信息，实现相邻个体之间的信息共享。螺旋式觅食位置更新计算式为：

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} c_1 (X_{\text{best}}^t + \beta |X_{\text{best}}^t - X_i^t|) + c_2 X_i^t, & i=1 \\ c_1 (X_{\text{best}}^t + \beta |X_{\text{best}}^t - X_i^t|) + c_2 X_{i-1}^t, & i=2, 3, \dots, N \end{cases}, \quad (7)$$

$$c_1 = a + (1-a) \frac{t}{t_{\text{max}}}, \quad (8)$$

$$c_2 = (1-a) - (1-a) \frac{t}{t_{\text{max}}}, \quad (9)$$

$$\beta = e^{bl} \cos(2\pi b), \quad (10)$$

$$l = e^{3 \cos((t_{\text{max}}+1-t)/t) \pi}, \quad (11)$$

式中： X_i^{t+1} 为第 $t+1$ 次迭代的个体位置； X_{best}^t 为当前最佳个体位置； c_1 和 c_2 为权重系数； t 表示当前迭代的次数； t_{max} 表示最大迭代次数； b 为一个在 $(0, 1)$ 范围内的随机数。

当最优个体无法找到食物时，在搜索空间中随机生成一个坐标作为螺旋式觅食的参考点。

位置更新计算式为：

算法，且都易于与其他智能优化算法相结合，以提高算法的性能。故将高斯分布估计方式替换 TSO 抛物线策略，以克服 TSO 算法中的缺陷。每个个体都可以使用高斯分布估计方法来根据个体情况来更新其位置，形成基于分布估计的金枪鱼群算法 ITSO。ITSO 算法的具体流程如下：

步骤 1：算法参数设定。初始化设置种群数 N ，

最大迭代次数 $t_{\max}$, 待优化参数维度 D 等。

步骤 2: 种群初始化。在搜索空间内随机产生一组初始化种群 $X(i)$, $i=1,2,\dots,N$, 种群内每个个体代表待优化问题的 1 个可行解。

步骤 3: 计算适应度值。根据个体所处位置分别计算个体的适应度 $F(X_i)$ 。

步骤 4: 更新参数 c_1 、 c_2 、 p 、 Cov 。

步骤 5: 位置更新。根据式 (5)、式 (6)、式 (7)、式 (12) 更新个体位置。

步骤 6: 迭代计算。返回步骤 3 计算个体适应度值。

步骤 7: 算法结束。检查是否满足终止条件, 若满足, 则输出最优个体位置 and 对应适应度值; 否则, 返回步骤 3。

2 仿真试验与结果分析

2.1 算法性能测试

为了测试 ITSO 算法的性能, 使用 CEC2017^[14] 中的 29 个测试函数进行测试, 并将其与鲸鱼优化算法 (whale optimization algorithm, WOA)^[15]、麻雀搜索算法 (sparrow search algorithm, SSA)^[16]、灰狼优化算法 (grey wolf optimizer, GWO)^[17]、蝴蝶优化算法 (butterfly optimization algorithm, BOA)^[18] 以及传统的 TSO^[7] 算法进行比较分析。CEC2017 中 29 个测试函数都是作为最小化问题进行评估^[14], 其中分为 2 个单峰测试函数 (F1~F2)、7 个多峰测试函数 (F3~F9)、10 个混合函数 (F10~F19)、10 个复合函数 (F20~F29)。为了公平比较, 所有测试函数解维度为 30, 设置种群规模为 30, 搜索空间全部为 $[-100, 100]$, 所有算法分别在每个测试函数上独立运行 30 次, 每次运行的最大迭代数为 1 000, 对比算法的实验参数设置与原文献保持一致。

本文分别统计了 WOA、SSA、GWO、BOA、TSO 和 ITSO 算法在 29 个测试函数上独立运行 30 次结果的排名均值, 分别为 4.31、5.03、2.21、5.48、2.10 和 1.86。鉴于篇幅原因, 本文只给出了在 CEC2017 测试函数集上部分函数的测试排名结果 (表 1), 即 2 个单峰函数 F1 和 F2, 2 个多峰函数 F4、F6, 4 个

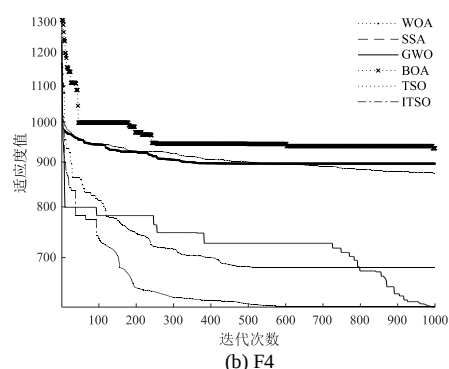
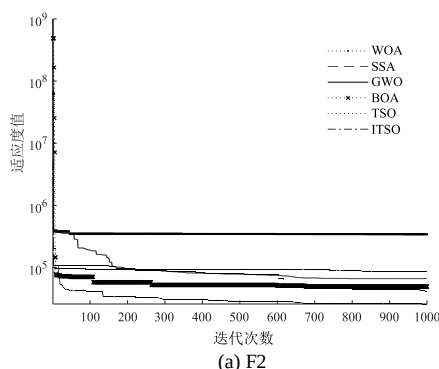
混合函数 F10、F13、F15 和 F19, 4 个复合函数 F21、F24、F26 和 F29。

从表 1 可以看出, 在 2 个单峰测试函数 (F1~F2) 求解时, TSO 算法和 ITSO 算法寻优结果相差不大, 但都明显优于其余 4 种算法。在 2 个多峰测试函数 (F4、F6) 求解时, 虽然 GWO 算法在 2 个测试函数上都取得了最优结果, 但是根据 6 种算法在 2 个多峰测试函数上寻优平均排名情况来看, ITSO 算法仅次于 GWO 算法。在 10 个混合函数 (F10、F13、F15 和 F19) 求解时, ITSO 算法在 3 个测试函数上都取得了最优的结果。在 4 个复合函数 (F21、F24、F26 和 F29) 求解时, ITSO 算法的寻优效果相对于 GWO 算法和 TSO 算法并不显著, 但由综合均值和标准差可知 ITSO 算法寻优高且结果稳定。根据排名均值可以得出 6 种算法寻优性能高到低排序为: ITSO、TSO、GWO、WOA、SSA 和 BOA。

表 1 算法结果排名

测试函数	WOA	SSA	GWO	BOA	TSO	ITSO
F1	3	5	4	6	1	2
F2	6	5	3	4	2	1
F4	5	4	1	6	3	2
F6	4	6	1	5	3	2
F10	5	6	3	4	1	2
F13	5	6	3	4	2	1
F15	4	5	2	6	3	1
F19	4	6	2	5	3	1
F21	5	6	3	4	2	1
F24	4	5	3	6	1	2
F26	4	6	1	5	3	2
F29	4	5	3	6	1	2
排名均值	4.42	5.42	2.42	5.08	2.08	1.58

为了更加直观体现 ITSO 算法和其他对比算法收敛精度和收敛速度, 本文绘制了 29 个测试函数的收敛曲线。鉴于篇幅原因, 本文只给出了 6 种算法在 4 个测试函数上 30 次得到的平均收敛曲线图。图 1 为不同算法在测试函数上的收敛曲线。图 1 (a) 为单峰测试函数收敛曲线, ITSO 算法收敛精度最高; 图 1 (b) 为多峰测试函数收敛曲线, 可以看出 ITSO 算法虽然后期收敛速度慢, 但是从整体上来看稳定性居中, 避免了早期收敛, 有着良好的性能。



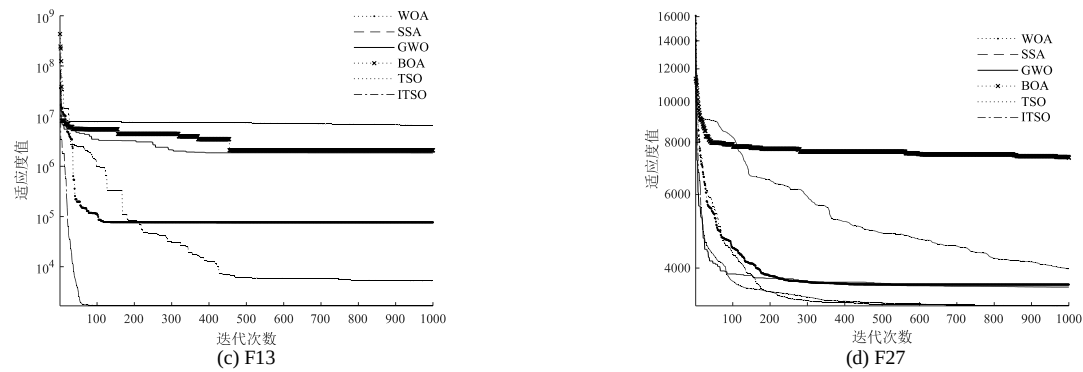


图 1 不同算法在测试函数上的收敛曲线
Fig.1 Convergence rate of different algorithm in test function

图 1 (c) 为混合测试函数收敛曲线，可以看出，ITSO 算法可以有效的收敛到全局最优解；对于复合测试函数 F27，ITSO 算法和 TSO 算法收敛精度和收敛速度相差不大（图 1 (d)）。综上，ITSO 算法在求解 4 个测试函数时，其收敛精度和收敛速度均优于相比较的另外 5 种算法。

2.2 仿真计算与结果分析

由于 TSO 算法和 ITSO 算法原理相同，所以选取相同的适应度函数，依据式（1）即以计算的相对产量

和实测的相对产量的相对误差之和作为适应度函数。

$$\Delta y=\sum_{j=1}^n\frac{\left|\frac{Y_{aj}}{Y_m}-\frac{Y_j}{Y_m}\right|}{\frac{Y_j}{Y_m}}(j=1,2,\cdots,n), \quad (15)$$

式中： n 为样本总数目； j 为样本编号； Y_{aj} 为第 j 个样本所计算的产量； Y_j 为第 j 个样本实际的产量； Y_m 为全生育期不受旱条件下作物的最高产量。

选取 潇河灌溉试验站 1989—1990 年和 1992—1995 年冬小麦水分生产试验数据为例，数据如表 2 所示。

表 2 山西潇河冬小麦水分生产函数腾发量与产量的试验结果

Table 2 Experimental results on evapotranspiration of water production function and yield of winter wheat in Xiaohe, Shanxi province								
年份	处理	播种—越冬/mm	越冬—返青/mm	返青—拔节/mm	拔节—抽穗/mm	抽穗—灌浆/mm	灌浆—收获/mm	产量/(kg hm ⁻²)
1989	全期不受旱	41.7	24.5	93.2	105.6	116.0	129.8	4 725.0
	播种—返青	31.2	6.6	91.2	106.2	120.3	155.3	4 558.5
	返青—拔节	47.1	22.2	77.0	105.5	118.7	131.0	4 462.5
	拔节—抽穗	41.0	30.9	96.0	68.6	127.2	112.1	3 889.5
	抽穗—灌浆	48.2	19.1	87.5	99.3	53.9	140.7	3 531.0
1990	灌浆—收获	49.5	27.9	99.8	104.6	115.5	98.7	4 540.5
	全期不受旱	48.3	11.9	121.7	149.3	66.0	136.2	4 725.0
	播种—返青	34.2	4.4	129.8	123.9	81.0	152.0	4 447.5
	返青—拔节	59.7	13.8	74.0	106.4	47.6	147.2	3 870.0
	拔节—抽穗	43.5	11.9	94.2	65.3	99.0	123.2	3 030.0
1992	抽穗—灌浆	47.0	17.4	116.4	106.8	137.6	141.9	5 115.0
	灌浆—收获	34.2	14.0	99.0	111.6	53.3	85.2	3 120.0
	全期不受旱	16.5	15.0	72.0	151.1	178.4	253.4	5 476.5
	播种—返青	16.1	10.6	83.6	136.8	198.3	209.8	4 430.9
	返青—拔节	16.2	14.9	25.4	75.6	157.7	131.3	2 713.5
1993	拔节—抽穗	10.0	22.2	41.7	75.8	196.1	193.8	4 306.5
	抽穗—灌浆	13.5	22.2	70.2	82.5	95.9	198.0	3 348.0
	灌浆—收获	15.0	11.9	71.7	88.1	126.8	66.6	3 229.5
	全期不受旱	88.4	22.8	77.0	75.3	155.0	272.7	5 830.5
	播种—越冬	19.7	21.9	63.2	91.1	157.4	284.6	5 769.0
1994	越冬—返青	68.9	3.3	71.0	82.4	133.4	230.6	5 278.5
	返青—拔节	63.2	21.3	56.3	84.9	114.0	202.1	4 207.5
	拔节—抽穗	76.5	17.4	89.7	78.6	138.3	233.6	5 775.0
	抽穗—灌浆	86.9	25.8	68.0	85.5	96.2	271.4	5 652.0
	灌浆—收获	61.5	33.2	75.5	98.6	171.5	158.9	5 769.0
1995	全期不受旱	68.7	35.7	73.5	177.5	164.9	121.4	3 244.5
	播种—越冬	49.2	24.3	70.7	176.1	197.4	88.8	3 297.0
	越冬—返青	55.4	22.2	58.8	118.1	163.4	118.2	2 917.5
	返青—拔节	54.0	26.9	48.9	123.0	156.0	91.8	2 625.0
	拔节—抽穗	62.1	41.7	82.4	66.6	115.1	92.1	2 056.5
1995	抽穗—灌浆	52.5	25.5	91.7	191.0	36.0	152.0	2 803.5
	灌浆—收获	87.5	50.7	45.3	171.8	175.2	53.9	3 036.0
	全期不受旱	58.1	65.7	113.6	152.9	154.4	138.3	4 858.5
	播种—返青	34.1	49.5	85.5	140.7	144.0	132.0	4 663.5
	返青—拔节	47.7	46.5	68.1	92.1	145.2	84.8	3 442.5
1995	拔节—抽穗	46.2	56.9	89.6	58.2	108.6	98.1	2 515.5
	抽穗—灌浆	46.2	39.0	119.6	115.7	94.8	97.4	4 312.5
	灌浆—收获	49.2	55.4	88.5	140.7	152.6	62.7	4 786.5

分别用 TSO 和 ITSO 算法求解 Jensen 模型的敏感指数与 SPSS 软件中的非线性回归分析方法计算的敏感指数结果进行对比。

本文以 Matlab 9.2 作为仿真环境, 分别采用 TSO

和 ITSO 算法对算例进行优化。仿真次数为 30, 种群数为 100, 最大迭代次数为 500, 空间维度为 6。经计算后, 3 种方法计算得到的敏感指数对比如表 3 所示。

表 3 以冬小麦为例的 Jensen 模型敏感指数

Table 3 Results of sensitive index for winter wheat

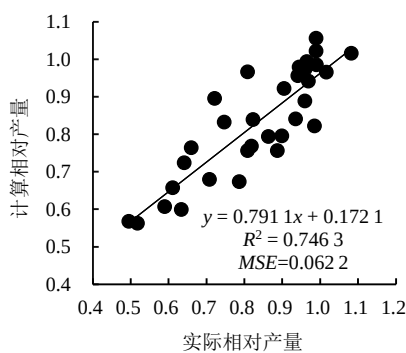
方法	播种—越冬	越冬—返青	返青—拔节	拔节—抽穗	抽穗—灌浆	灌浆—收获
SPSS	0.026 0	0.024 0	0.146 0	0.425 0	0.205 0	0.143 0
TSO	0.044 6	0.030 6	0.150 0	0.404 1	0.149 9	0.184 8
ITSO	0.044 9	0.030 6	0.145 5	0.402 0	0.149 3	0.185 9

由表 3 可知, TSO 算法和 ITSO 算法寻优的结果相差不大, 但都与 SPSS 软件中非线性回归分析计算的结果相比有较大差异。将用 SPSS 软件、TSO 和 ITSO 算法求出的水分敏感指数以及相应阶段的腾发量代入式 (1), 求得计算的相对产量。在 3 种条件下, 将计算的相对产量与实际相对产量的相对误差进行对比, 结果见表 4。

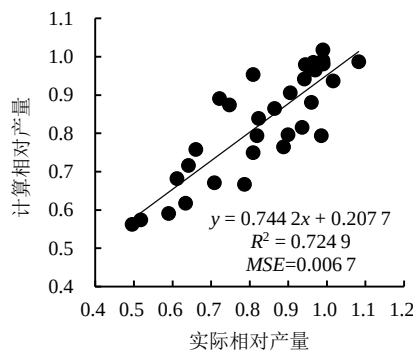
表 4 3 种方法下计算的相对产量与实际相对产量的误差比较

Table 4 Error comparison between calculated relative yield and actual relative yield under three methods

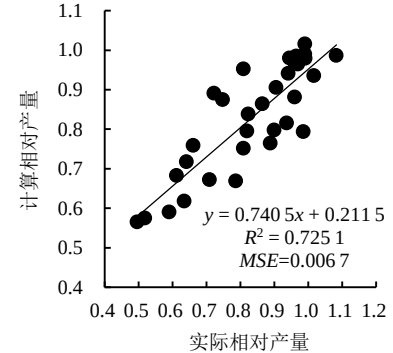
方法	最小相对误差/%	最大相对误差/%	平均相对误差/%
SPSS 软件	0.56	24.03	8.13
TSO 算法	0	23.28	7.79
ITSO 算法	0	23.39	7.79



(a) SPSS 软件计算相对产量拟合效果



(b) TSO 算法计算相对产量拟合效果



(c) ITSO 算法计算相对产量拟合效果

图 2 计算相对产量拟合效果

Fig.2 Calculate the fitting effect of relative yield

由图 2 可以看出, 用 TSO 算法和 ITSO 算法计算出相对产量与实际相对产量拟合效果同 SPSS 软件中非线性回归分析得出的拟合效果比较相差不大, 但由表 4 可知, TSO 算法和 ITSO 算法计算得出的相对产量与实际相对产量的误差均小于用 SPSS 软件中非线性回归分析计算所得结果, 并且 TSO 算法和 ITSO 算法在求解时候不需要输入简化后的数据, 而 SPSS 软件中非线性回归分析需要将数据进行求取对数运算, 对原变量不是无偏的。综上可得, TSO 算法和

ITSO 算法在一定程度上优于用 SPSS 软件中非线性回归分析方法求解。由表 5 可知, 在相同的 MATLAB9.2 的仿真环境中, 在同一计算机上运行此程序, 满足预定精度的条件下, TSO 寻优需要 6.68 s, 而 ITSO 寻优仅需要 6.10 s。由图 3 可知, TSO 算法经过 50 次迭代后找到最优解, 而 ITSO 算法仅需 35 次迭代后找到最优解, 可见 ITSO 算法的寻优速度更快。由此说明, ITSO 算法在求解 Jensen 模型作物水分敏感指数要优于 TSO 算法求解。

表 5 应用算例计算结果统计与比较

Table 5 Statistics and comparison of calculation results in application examples

算法	最优位置	最好适应度函数值	平均适应度函数值	寻优所需时间/s
TSO	(0.044 6, 0.030 6, 0.150 0, 0.404 1, 0.149 9, 0.184 8)	2.492	2.493	6.68
ITSO	(0.044 9, 0.030 6, 0.145 5, 0.402 0, 0.149 3, 0.185 9)	2.492	2.492	6.10

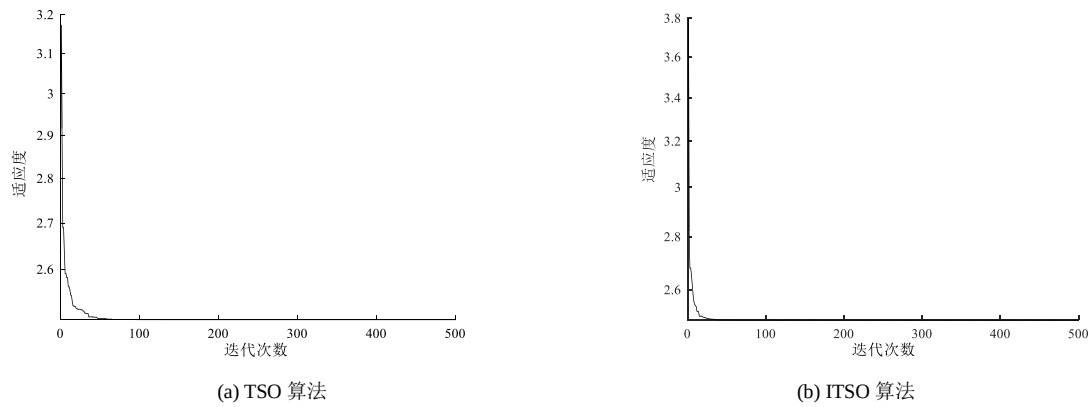


图 3 适应度变化曲线

Fig.3 Curve of fitness changing

2.3 参数验证

利用 ITSO 算法求出的水分敏感指数应用到山西

省中心灌溉试验站 2018—2020 年冬小麦预报灌溉试验数据中，数据如表 6 所示。

表 6 山西省中心灌溉试验站冬小麦预报灌溉蒸发量与产量试验数据

Table 6 Experimental data evapotranspiration and yield of winter wheat forecast irrigation at central irrigation experimental station of Shanxi province

年份	处理	播种—越冬/mm	越冬—返青/mm	返青—拔节/mm	拔节—抽穗/mm	抽穗—灌浆/mm	灌浆—收获/mm	产量/(kg hm ⁻²)
2018	全期不受旱	58.4	28.6	107.2	96.7	76.1	79.4	6 096
	一	36.5	24.2	94.1	89.4	71.7	62.8	5 752.5
	二	33.6	27.2	73.6	84.5	49.8	42.3	5 152.5
	三	43.8	27.2	63	43.6	27.3	27.7	4 435.5
2019	全期不受旱	45.6	27.6	66.6	88.3	86.9	89.9	8 754
	一	46.5	22.9	74.2	91.8	96.8	95.4	8 566.5
	二	42.7	30.5	70.1	51.6	104.9	75.0	7 734
	三	40.6	30.2	69.0	37.0	40.4	17.8	4 344
2020	全期不受旱	62.7	27.5	34.9	114.5	85.0	106.9	7 434
	一	48.7	27.2	35.2	120.3	93.4	81.6	7 621.5
	二	61.3	40.3	45.4	65.5	82.3	106.1	7 198.5
	三	51.1	28.6	18.9	32.2	47.3	57.6	6 366

根据式（1）分别求出 3 a 计算的相对产量，并分别将 3 a 计算的相对产量与实际相对产量进行计算，计算结果如表 7 所示。从表 7 可以看出，2018、2019 年和 2020 年的 R^2 值分别为 0.989 0、0.940 9、0.993 8，由 ITSO 算法求出的水分敏感指数可以在年际间移用，且拟合效果很好。

表 7 2018—2020 年计算结果

Table 7 Calculation results during 2018—2020

年份	R^2	MSE	最小相对误差/%
2018	0.989 0	0.028 4	6.88
2019	0.940 9	0.004 2	5.99
2020	0.993 8	0.063 4	5.03

3 讨论

Jensen 模型所求参数即水分敏感指数，可以反映生育阶段水分胁迫对产量的影响程度^[19]。本研究各生育阶段内冬小麦水分敏感指数表现为拔节—抽穗（ $\lambda_4=0.402\ 0$ ）>灌浆—收获（ $\lambda_6=0.185\ 9$ ）>抽穗—灌

浆（ $\lambda_5=0.149\ 3$ ）>返青—拔节（ $\lambda_3=0.145\ 5$ ）>播种—越冬（ $\lambda_1=0.044\ 9$ ）>越冬—返青（ $\lambda_2=0.030\ 6$ ）。该算法求解出的敏感指数在整个生育期内增减趋势，与近年来冬小麦研究成果大致相同^[20-21]，但是由于生育阶段划分的不同及其他因素导致水分敏感指数在不同生育阶段的数值不相同。

基于分布估计的金枪鱼群优化算法（ITSO）适用于 Jensen 模型参数求解且算法简单、求解精度高。取文献[4]中某日光温室青椒试验场的试验数据，利用 ITSO 算法求得 Jensen 模型参数，其水分敏感指数结果与王喜芹等^[4]研究结果基本吻合，二者的敏感指数相差范围在 0.010~0.045 之间，相对误差范围在 3.6%~12.3%之间，但水分敏感指数增减趋势一致，ITSO 算法计算得出的相对产量与实际产量的平均误差比用 SPSS 软件计算得出的结果小 0.6%。2 种算法类型不同，其中 ITSO 属于群智能优化算法，SPSS 是统计分析软件，而且二者在数据输入上也有差别，

ITSO 算法不需要输入简化的数据, SPSS 需要对数据进行对数运算后输入, 所以导致 2 种方法求得的水分敏感指数数值不同。利用北京永乐店试验数据^[22], 引入 ITSO 算法求得敏感指数结果与郑文超等^[5]研究结果基本吻合, SMPSO 算法和 ITSO 算法所求得的水分敏感指数数值相同, 也间接证明了 ITSO 算法适用于 Jensen 模型参数求解。但在同一适应度函数下, 郑文超等^[5]利用 SMPSO 算法得出的最好适应度函数值为 0.358 2, 而 ITSO 算法得出的最好适应度函数值为 0.356 3。这是因为在水分敏感指数求解问题上, ITSO 算法寻优性能上要优于 SMPSO 算法, 所以最好适应度函数值小于 SMPSO 算法得出的最好适应度函数值。取文献^[23]中试验数据, 用 ITSO 算法对内蒙古临河市巴盟水科所玉米敏感指数进行求解, 这与朱伟峰等^[6]研究结果基本吻合, 虽然 ITSO 算法率定的模型参数 SSE 略大, 但比朱伟峰等^[6]用自由搜索算法 (free search, FS) 率定得出的模拟产量与实际产量的平均误差要小 0.05%。FS 算法和 ITSO 算法都是群智能优化算法, 但 FS 算法相比较于 ITSO 算法而言, 具有更强的自由性和不确定性, 使得二者针对同一问题时产生了不同结果。

作物水分生产函数有很多种表达形式, 其模型参数大多依据有限的试验数据进行率定, 准确度方面有待进一步提高。可以通过大量已有的试验结果建立数据库并联合智能优化算法, 探索模型参数反演研究, 使得不同地区、不同作物, 有限的输入便可得到真实可靠的模型参数。实现模型参数反演, 不仅对模型的应用起到了推动作用, 更是一种智能化的进步。

4 结 论

1) 使用 CEC2017 的 29 个测试函数测试了 ITSO 算法的性能, 对比 ITSO、TSO、GWO、WOA、SSA 和 BOA 算法的寻优性能, 由综合均值和标准差可知 ITSO 算法寻优度高且结果稳定。

2) 采用 ITSO 算法求解 Jensen 模型参数, 拟合精度高。ITSO 算法分别于与 SPSS 软件中非线性回归分析和 TSO 计算得出的结果进行对比, 平均相对误差分别为 7.79%、8.13%和 7.79%。

3) TSO 算法经过 50 次迭代后找到最优解, 而 ITSO 算法仅需 35 次迭代后找到最优解。基于分布估计的金枪鱼群优化算法 (ITSO) 寻优速度最快, 能够获得更优的求解结果。

4) 采用基于分布估计的金枪鱼群优化算法 ITSO, 可为 Jensen 模型参数求解提供一种新的精确途径, 为智慧灌溉提供一种智能算法, 具有较好的应用前景。

参考文献:

- [1] 李中恺, 刘鹤, 赵文智. 作物水分生产函数研究进展[J]. 中国生态农业学报, 2018, 26(12): 1 781-1 794.
LI Zhongkai, LIU Hu, ZHAO Wenzhi. Revisiting crop water production functions in terms of cross-regional applications[J]. Chinese Journal of Eco-Agriculture, 2018, 26(12): 1 781-1 794.
- [2] 王仰仁, 雷志栋, 杨诗秀. 冬小麦水分敏感指数累积函数研究[J]. 水利学报, 1997(5): 29-36.
WANG Yangren, LEI Zhidong, YANG Shixiu. Cumulative function of sensitive index for winter wheat[J]. Journal of Hydraulic Engineering, 1997(5): 29-36.
- [3] 肖俊夫, 刘战东, 段爱旺, 等. 中国主要农作物分生育期 Jensen 模型研究[J]. 节水灌溉, 2008(7): 1-3, 8.
XIAO Junfu, LIU Zhandong, DUAN Aiwang, et al. Study on Jensen model at each growing stage for main crops in China[J]. Water Saving Irrigation, 2008(7): 1-3, 8.
- [4] 王喜芹, 左建军, 刘婷婷, 等. 基于 SPSS 软件对作物水分生产函数的计算[J]. 现代农业科技, 2013(11): 230, 233.
WANG Xiqin, ZUO Jianjun, LIU Tingting, et al. Calculation of crop water production based on SPSS software[J]. Modern Agricultural Science and Technology, 2013(11): 230, 233.
- [5] 郑文超, 董雯雯. 基于单纯形微粒群优化算法 Jensen 模型参数求解[J]. 水科学与工程, 2013(5): 71-75.
ZHENG Wenchao, DONG Wenwen. Jensen model calculate parameters base on simplex particle swarm optimization algorithm[J]. Water Science and Engineering Technology, 2013(5): 71-75.
- [6] 朱伟峰, 王斌, 姜宁. 利用 Free Search 算法推求作物水分响应 Jensen 模型参数[J]. 南水北调与水利科技, 2018, 16(6): 142-147.
ZHU Weifeng, WANG Bin, JIANG Ning. Estimation for parameters of Jensen model using free search algorithm[J]. South-to-North Water Transfers and Water Science & Technology, 2018, 16(6): 142-147.
- [7] XIE L, HAN T, ZHOU H, et al. Tuna swarm optimization: a novel swarm-based metaheuristic algorithm for global optimization[J]. Computational Intelligence and Neuroscience, 2021, 2021: 9210050-22.
- [8] 何春燕, 张忠, 何新林, 等. 作物水分生产函数及灌溉制度优化的研究进展[J]. 水资源与水工程学报, 2007, 18(3): 42-45.
HE Chunyan, ZHANG Zhong, HE Xinlin, et al. Advances in research on the crop water production functions and optimal irrigation schedule[J]. Journal of Water Resources and Water Engineering, 2007, 18(3): 42-45.
- [9] 程卫国, 卢文喜, 安永凯. 吉林省水稻水分生产函数模型的适应性研究[J]. 灌溉排水学报, 2015, 34(2): 61-66.
CHENG Weigu, LU Wenxi, AN Yongkai. Adaptability of water production function models for rice in Jilin province[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2015, 34(2): 61-66.
- [10] 韩松俊, 王静, 刘群昌, 等. 三种作物水分生产函数模型的适用性比较[J]. 灌溉排水学报, 2009, 28(4): 10-13.
HAN Songjun, WANG Jing, LIU Qunchang, et al. Evaluation of the applicability of three crop water production functions[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2009, 28(4): 10-13.
- [11] HENNESSY J L, PATTERSON D A. Computer architecture: A quantitative approach[J]. Microelectronics Journal, 2007, 28(5): 599-600.
- [12] LI Y T, HAN T, ZHAO H, et al. An adaptive whale optimization algorithm using gaussian distribution strategies and its application in heterogeneous UAV's task allocation[J]. IEEE Access, 2019, 7: 110 138-110 158.
- [13] 屈承珏, 纪昌明, 张验科, 等. 基于模拟退火的改进分布估计算法研究[J]. 计算机应用研究, 2020, 37(S1): 138-139, 142.
QU Chengjun, JI Changming, ZHANG Yanke, et al. Research on improved estimation of distribution algorithm based on simulated

- annealing[J]. Application Research of Computers, 2020, 37(S1): 138-139, 142.
- [14] AWAD H N, ALI Z M, LIANG J J, et al. Problem definitions and evaluation criteria for the CEC 2017 special session and competition on single objective real-parameter numerical optimization[R]. Singapore: Nanyang Technological University, 2016.
- [15] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95: 51-67.
- [16] XUE J K, SHEN B. A novel swarm intelligence optimization approach: sparrow search algorithm[J]. Systems Science & Control Engineering, 2020, 8(1): 22-34.
- [17] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69: 46-61.
- [18] ARORA S, SINGH S. Butterfly optimization algorithm: a novel approach for global optimization[J]. Soft Computing, 2019, 23(3): 715-734.
- [19] 周智伟, 尚松浩, 雷志栋. 冬小麦水肥生产函数的 Jensen 模型和人工神经网络模型及其应用[J]. 水科学进展, 2003, 14(3): 280-284.
- ZHOU Zhiwei, SHANG Songhao, LEI Zhidong. Jensen model and artificial neural network model and its application about water and fertilization Production Parameters of winter wheat[J]. Advance in Water Science, 2003, 14(3): 280-284.
- [20] 张硕硕. 冬小麦-夏玉米复种连作灌溉制度优化研究[D]. 郑州: 华北水利水电大学, 2020.
- ZHANG Shuoshuo. Optimization of irrigation schedule of winter wheat-summer maize multiple continuous cropping[D]. Zhengzhou: North China University of Water Resources and Electric Power, 2020.
- [21] 高丽华. 基于 Jensen 模型的冬小麦非充分灌溉研究[D]. 天津: 天津农学院, 2014.
- GAO Lihua. Study on the deficit irrigation of winter wheat based on Jensen's model[D]. Tianjing: Tianjin Agricultural University, 2014.
- [22] 缴锡云, 雷志栋, 彭世彰. 建立作物水分生产函数的稳健回归方法[J]. 灌溉排水学报, 2006, 25(3): 30-33.
- JIAO Xiyun, LEI Zhidong, PENG Shizhang. Robust regression to build crop water production function[J]. Journal of Irrigation and Drainage, 2006, 25(3): 30-33.
- [23] 魏占民. 干旱区作物-水分关系与田间灌溉水有效性的 SWAP 模型模拟研究[D]. 呼和浩特: 内蒙古农业大学, 2003.
- WEI Zhanmin. Study on crop-water relationship and availability of field irrigation water based on SWAP model simulation in arid area[D]. Hohhot: Inner Mongolia Agricultural University, 2003.

Calculating the Coefficients in the Jensen Model Using the Tuna Swarm Optimization Algorithm

XUE Ping¹, LIU Ling^{1*}, WANG Yangren², SUN Shuhong²

(1. College of Computer and Information Engineering, Tianjin Agricultural University, Tianjin 300384, China;

2. College of Hydraulic Engineering, Tianjin Agricultural University, Tianjin 300384, China)

Abstract: 【Objective】 The Jensen formula is a nonlinear model for calculating the response of crop yield to water and nutrient applications. It contains a number of parameters which need calibration against experimental data. The aim of this paper is to present a method to inversely estimate these parameters using experimental data. **【Method】** The method is based on the tuna swarm optimization algorithm (TSO). A distribution estimation (ITSO) was used to form the tuna swarm optimization algorithm (TSO), and the performance of the proposed tuna swarm optimization algorithm was verified against other algorithms based on the CEC2017 test. The accuracy and efficiency of the method were compared with other methods based on experimental data obtained from the Xiaohe Irrigation Experimental Station in Shanxi province. **【Result】** Comparing the performance of ITSO, TSO, GWO, WOA, SSA and BOA methods shows that the proposed algorithm is the best. Comparing ITSO with the nonlinear regression analysis in the SPSS software and TSO shows that the relative error of the proposed method is 7.79%, 8.13% and 7.79%, respectively. The TSO algorithm converged in 50 iterations, while the ITSO algorithm found the optimal solution in just 35 iterations. **【Conclusion】** The tuna swarm optimization algorithm combined with the distribution estimation (ITSO) is efficient for estimating the parameters in the Jensen model. It is highly accurate and converges fast.

Key words: crop water production function; Jensen model; model parameter solution; distribution estimation; Tuna swarm optimization algorithm

责任编辑: 白芳芳