

基于自适应 t 分布变异的缎蓝园丁鸟优化算法

韩 斐 斐, 刘 升

(上海工程技术大学 管理学院, 上海 201620)

摘 要: 缎蓝园丁鸟优化算法是一种新型的元启发式优化算法, 针对其收敛速度慢、寻优精度低的不足, 提出了一种基于自适应 t 分布变异的缎蓝园丁鸟优化(tSBO)算法. 在 tSBO 算法中引入了自适应 t 分布变异算子, 使用算法的迭代次数作为 t 分布的自由度参数来增强种群的多样性, 避免算法陷入局部最优. 通过 6 个标准测试函数对改进算法与 FPA, BA 和基本 SBO 算法进行测试比较, 仿真结果表明, 改进算法是可行有效的, 相比于基本 SBO 算法, 其收敛精度和鲁棒性有了很大程度的提高.

关键词: 缎蓝园丁鸟优化算法; t 分布; 最优值; 寻优性能

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)08-0117-05

Adaptivesatin Bower Birdoptimization Algorithm Based on Tdistribution Mutation

HAN Fei-fei, LIU Sheng

(School of Management, Shanghai University of Engineering Science, Shanghai 201620, China)

Abstract: The satin bower bird optimization algorithm is a new meta-heuristic optimization algorithm. Due to its slow convergence rate and low optimization accuracy, a satin bower bird optimization based on adaptive t -distribution mutation (tSBO) algorithm is proposed. In the tSBO algorithm, an adaptive t distribution mutation operator is introduced, and the number of iterations of the algorithm is used as the parameter of the degree of freedom of the t distribution to enhance the diversity of the population and prevent the algorithm from falling into the local optimum. The improved algorithm is compared with FPA, BA and basic SBO algorithm through six standard test functions, and the simulation results show that the improved algorithm is feasible and effective. Compared with the basic SBO algorithm, the convergence precision and robustness are greatly improved.

Key words: satin bower bird optimization algorithm; t distribution; optimal value; optimal performance

1 引言

在经济、社会和自然科学等领域中都存在优化问题, 传统的优化方法如牛顿法、共轭梯度法、Powell 法等已经不能满足解决这些复杂优化问题的需要. 近些年来, 许多新的群智能算法不断涌现, 以其良好的寻优性能引起广泛的关注, 而每种群智能算法都是受自然界生物群体智能行为和自然界进化规律的启发而提出的, 如灰狼优化 (Grey Wolf Optimization, GWO)^[1] 算法模拟自然界中灰狼的等

级制度和捕食行为; 水波优化 (Water Wave Optimization, WWO)^[2] 算法模拟水波的传播、碎浪、折射操作在问题空间中进行全局搜索; 蜻蜓算法 (Dragonfly Algorithm, DA)^[3] 的灵感来源于自然界中蜻蜓的两个聚集行为: 觅食行为和迁徙行为. 群智能算法成为了智能计算领域的研究热点和重要研究方向, 并广泛应用于众多领域.

缎蓝缎蓝园丁鸟优化算法 (Satin Bower Bird Optimizationalgorithm, SBO)^[4] 由 Moosavi 等人于 2017 年提出, 并与自适应神经-模糊推理系统 (AN-

FIS)组合,有效地提高软件开发工作评估的准确性.由于提出时间较短,目前国内外对其研究的文献很少,并且国内尚无文章对其进行报道.本文首先阐述了成年雄性缎蓝园丁鸟的求偶过程,从机理上描述了算法的实现步骤,并提出了一种基于自适应 t 分布变异的缎蓝园丁鸟优化算法.

2 缎蓝园丁鸟优化算法

缎蓝园丁鸟又名缎蓝亭鸟,分布于澳大利亚东部和东南部一带.成熟的雄鸟则把大部分的时间都用于筑建求偶亭上,当雌鸟经过时,雄鸟发出吱吱嘶嘶的鸣声来表现自己,并以喙衔起明亮的物件吸引雌鸟,雌鸟喜欢表现积极的雄鸟,另外,年长的雌鸟的求偶亭更能吸引到雌鸟的注意力.然而并不是所有的雄鸟都能成功构建求偶亭,并很好地保卫它,存在求偶亭被破坏的情况^[5].根据缎蓝园丁鸟的生活习惯,SBO 算法分为以下几个步骤:

(1) 随机生成初始种群.类似于其它元启发式算法,SBO 算法随机生成一个含有 NB 个个体的初始种群 $B(t) = \{X_i^t\}$, 其中 $X_i^t = [X_{i1}^t, X_{i2}^t, \dots, X_{ij}^t, \dots, X_{iD}^t]$, $j = 1, 2, \dots, D$; $i = 1, 2, \dots, \text{NB}$, NB 为种群大小, D 为待优化函数所含决策变量的个数,即维数, t 代表当前进化代数.

(2) 计算每个个体的适应度值,然后计算出此适应值在群体适应值总和中所占的比例,表示该个体在选择过程中被选中的概率.求偶亭的被选中概率通过式(1)计算, fit_i 代表第 i 个求偶亭的适应度值,通过式(2)计算, $f(x_i)$ 是第 i 个求偶亭的代价函数,代价函数为目标函数,每次迭代保证代价函数的函数值不断减小.

$$\text{Prob}_i = \frac{\text{fit}_i}{\sum_{n=1}^{\text{NB}} \text{fit}_n} \quad (1)$$

$$\text{fit}_i = \begin{cases} \frac{1}{1 + f(x_i)}, & f(x_i) \geq 0 \\ 1 + |f(x_i)|, & f(x_i) < 0 \end{cases} \quad (2)$$

(3) 更新种群.雄鸟根据历史经验并利用信息共享机制,会不断调整求偶亭的位置,其位置更新公式如式(3)所示.

$$x_{ik}^{t+1} = x_{ik}^t + \lambda_k \left(\left(\frac{x_{jk} + x_{\text{elite},k}}{2} \right) - x_{ik}^t \right) \quad (3)$$

式中, x_{ik}^t 为第 t 代第 i 个个体的第 k 维分量; x_{jk} 为当前搜索到的最优位置的第 k 维分量, x_j 通过轮盘赌选择机制确定; $x_{\text{elite},k}$ 为整个种群当前的最优位置的第 k 维分量. λ_k 是步长因子,通过式(4)计算,可有效

避免算法跳过函数峰值.

$$\lambda_k = \frac{\alpha}{1 + P_j} \quad (4)$$

式中, α 为步长的最大阈值; P_j 是目标求偶亭的被选中概率, $P_j \in [0, 1]$. 目标位置的被选中概率越大时,步长越小,当目标位置的被选中概率是 0 时,步长最大,为 α ,当目标位置的被选中概率为 1 时,步长最小,为 $\alpha/2$.

(4) 个体变异.在大多数情况下,强壮的雄鸟会从其它雄鸟那里偷材料,甚至破坏它们的求偶亭,因此,在算法循环的最后,以一定的概率随机变异,在变异过程中, x_{ik} 服从正态分布,如式(7)所示.

$$x_{ik}^{t+1} \sim N(x_{ik}^t, \sigma^2) \quad (5)$$

$$N(x_{ik}^t, \sigma^2) = x_{ik}^t + (\sigma * N(0, 1)) \quad (6)$$

在式(6)中,标准差 σ 的计算公式如(7)所示:

$$\sigma = z * (\text{var}_{\max} - \text{var}_{\min}) \quad (7)$$

式中, z 是缩放比例因子, $\text{var}_{\max}$ 和 $\text{var}_{\min}$ 分别是变量 x_i 的上限和下限.

(5) 组合旧种群和从变异中获得的种群.在每次循环的最后,对旧种群和从变异获得的群体进行组合,形成组合种群,并对组合种群中的所有个体的代价函数值从小到大进行排序,保留函数值最小的个体,其余个体被淘汰掉.此时若满足终止条件,则输出最佳位置及其对应的最优值,反之,则继续进行迭代.

SBO 伪码算法设计

随机生成初始种群

计算求偶亭个体的代价函数值

确定最佳求偶亭的位置 x_{elite}

While(终止准则不满足)

用式(1)和(2)计算每个求偶亭的被选中概率

For $i = 1$ to n

Fork = 1 to d

使用轮盘赌选择机制确定一个求偶亭

用式(4)计算 λ_k

用式(3)和(6)更新求偶亭的位置

End for

End for

计算所有求偶亭的被选中概率

如果存在比当前全局最优值更优的值,则更新最优解和最优值

End while

返回最优求偶亭个体

3 基于自适应 t 分布变异的缎蓝园丁鸟优化算法

3.1 自适应 t 分布变异

t 分布又称学生分布,含有参数自由度 n , 它的

曲线形态与自由度 n 的大小有关, n 的值越小, 其曲线越平坦, 曲线中间越低, 曲线双侧尾部翘得越高, $t(n \rightarrow \infty) \rightarrow N(0, 1)$, $t(n = 1) = c(0, 1)$, 其中 $N(0, 1)$ 为高斯分布, $C(0, 1)$ 为柯西分布, 即标准高斯分布和柯西分布是 t 分布的两个边界特例分布^[6], 三者的函数分布如图 1 所示。

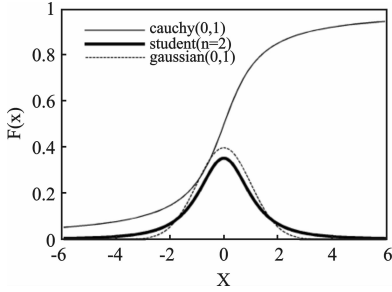


图 1 柯西分布、 t 分布和高斯分布函数分布图

对求偶亭的位置 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 定义见式(9):

$$x_i^t = x_i + x_i \cdot t(iter) \quad (9)$$

式中, x_i^t 为变异后的求偶亭个体位置; x_i 为第 i 个求偶亭个体的位置; $t(iter)$ 为以算法的迭代次数 $iter$ 为参数自由度的 t 分布. 该定义式子在 x_i 的基础上增加了 t 分布型随机干扰项 $x_i \cdot t(iter)$, 充分利用当前种群的信息干扰, 使得个体能够跳出局部最优, 收敛于全局极值点, 同时也提高了收敛速度。

自适应 t 分布变异使用算法的迭代次数作为 t 分布的自由度参数, 在算法运行初期, 迭代次数的值较小, t 分布变异近似于柯西分布变异, 算法具有良好的全局探索能力; 在算法运行后期, t 分布变异近似于高斯分布变异, 算法具有良好的局部开发能力; 在算法运行中期, t 分布变异介于柯西分布变异和高斯变异之间. t 分布的变异算子结合了高斯算子和柯西算子的优势, 同时提高了算法的全局探索性和局部开发性。

3.2 建立自适应 t 分布变异的缎蓝园丁鸟优化算法

针对基本缎蓝园丁鸟算法存在的寻优精度低, 收敛速度慢, 易陷入局部最优等缺点, 本文提出了一种自适应 t 分布变异的缎蓝园丁鸟优化算法, 其思想是在求偶亭位置更新后, 引入以迭代次数为自由度参数的自适应 t 分布, 这样就增强了种群的多样性, 有利于算法跳出局部最优, 同时也提高了搜索速度. tSBO 的具体步骤如下:

Step 1: 初始化 tSBO 算法的参数, 包括变异概率 P 、最大迭代次数 $MaxIt$ 、最大步长 α 等;

Step 2: 计算求偶亭个体的代价函数值, 确定最

佳求偶亭的位置 x_{elite} 及其对应的最优值;

Step 3: 根据式(2)计算每个求偶亭的适应度值;

Step 4: 根据式(1)计算每个求偶亭的被选中的概率;

Step 5: 根据式(4)计算步长, 并根据式(3)和式(9)更新求偶亭的位置;

Step 6: 如果 $rand < p$, 根据式(6)对求偶亭进行变异;

Step 7: 组合旧种群和从变异中获得的种群, 计算组合种群的最优解及对应的最优值, 若较全局最优值更优, 则更新全局最优解和全局最优值;

Step 8: 判断迭代次数是否为最大迭代次数, 若是, 结束算法并输出最优解和最优值; 若否, 转向 Step 3.

4 tBSO 算法性能测试

4.1 测试函数及参数设置

为了验证本文算法的有效性和正确性, 对 6 个测试函数进行仿真来验证算法的改进效果, 并与花授粉算法(Flower Pollination Algorithm, FPA)^[7]和蝙蝠算法(Bat Algorithm, BA)^[8]以及基本缎蓝园丁鸟进行比较, 在测试时, 每种算法种群的数量取 20, 各种算法参数设置如下: 基本 SBO 算法和 tSBO 算法: 最大步长 $\alpha = 0.94$, 缩放比例因子 $z = 0.02$, 变异概率 $p = 0.05$; FPA 参数: 转换概率 $p = 0.8$, $\beta = 1.5$; BA 参数: 音量 $A = 0.5$, 脉冲率 $r = 0.5$, 最低频率 $Q_{min} = 0$, 最高频率 $Q_{max} = 2$. 测试函数包括单峰函数和多峰函数, 如下所示。

$$(1) \min f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, -5.12 \leq x_i \leq 5.12,$$

该函数全局最小值是 0.

$$(2) \min f_2(x) =$$

$$\sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10], -5.12 \leq x_i \leq 5.12, \text{该函数全局最小值是 } 0.$$

$$(3) \min f_3(x) = -20 \exp \left[-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2} \right] -$$

$$\exp \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (\cos 2\pi x_i) \right) + 20 + e,$$

$-32.768 \leq x_i \leq 32.768$, 该函数全局最小值是 0.

$$(4) \min f_4(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos \left(\frac{x_i}{\sqrt{i}} \right) + 1,$$

$-600 \leq x_i \leq 600$, 该函数全局最小值是 0.

(5) $f_7(x) = \sum_{i=1}^n |x_i| + \prod_{i=1}^n |x_i|$,
 $-10 \leq x_i \leq 10$, 该函数全局最小值是 0.

(6) $\min f_6(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 + \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n i x_i\right)^2 +$
 $\left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n i x_i\right)^4, -5 \leq x_i \leq 5$, 该函数全局最小值
是 0.

4.2 实验结果与分析

实验中,设置最大迭代次数 $N_{iter} = 500$,每个算法对每个测试函数独立运行 30 次,计算其最优值、均值、最差值和标准差,实验结果如表 1 所示. 对于每个测试函数,在固定迭代次数下,均值反映了算法的寻优精度,标准方差反映了算法的鲁棒性和稳定性.

表 1 4 种算法测试结果比较

函数	维数	算法	最优值	平均值	最差值	标准方差
f_1	30	FPA	2.025 8	3.961 5	8.099 6	1.044 9
		BA	17.679 1	36.371 3	92.064 0	12.431 6
		SBO	1.663 6E-04	4.602 8E-04	1.133 2E-03	1.190 9E-04
		tSBO	7.744 5E-33	2.357 0E-28	5.677 5E-27	4.072 6E-28
f_2	30	FPA	93.574 8	136.057 0	218.471 6	19.442 2
		BA	42.790 7	119.170 6	272.620 9	41.226 2
		SBO	26.956 5	54.217 8	85.677 7	8.546 6
		tSBO	0	0	0	0
f_3	30	FPA	9.779 6	11.721 4	14.176 7	1.073 4
		BA	14.990 8	17.091 7	18.978 7	0.640 6
		SBO	0.147 2	1.878 2	10.808 9	2.079 5
		tSBO	4.440 9E-15	1.652 0E-14	1.074 7E-13	1.207 9E-14
f_4	30	FPA	9.732 7	16.586 7	33.588 6	3.9004
		BA	105.891 1	217.792 5	371.422 2	53.6421
		SBO	0.083 7	0.481 7	0.808 4	0.181 6
		tSBO	0	0	0	0
f_5	30	FPA	16.443 3	31.496 3	53.732 0	5.846 2
		BA	52.511 9	96.616 9	278.790 1	34.313 0
		SBO	0.090 3	0.146 2	0.215 9	0.019 7
		tSBO	3.443 0E-19	1.170 3E-17	3.889 0E-17	7.873 0E-18
f_6	30	FPA	4.137 3	8.161 5	14.068 7	1.784 9
		BA	10.481 8	276.066 6	1597.875 8	215.598 4
		SBO	2.474 9	17.558 8	42.942 5	9.110 6
		tSBO	2.366 8E-06	1.517 1E-03	2.505 8E-02	1.910 0E-03

从表 1 中数据可以看出,对于所有测试函数,本文提出的改进算法的最优值、平均值、最差值、标准方差均明显优于 FPA 和 BA 以及 SBO,对于函数 f_2 和 f_4 ,2 个函数都能够找到理论最优值,且标准方差均为 0;对于函数 f_1, f_3, f_5, f_6 4 个函数,tSBO 算法的性能在很大程度上优于其它两种算法,最多高出 37 个数量级. 这充分表明,tSBO 算法的寻优速度、寻优精度以及稳定性都有了很大程度上的提升.

为了更直观体现比较 tSBO 算法与其它算法的寻优

性能,图 2 给出了 4 种算法在 6 个测试函数上的收敛曲线. 从图中可以看出,tSBO 算法能够在较短的时间内寻找到或者接近于理论最优值,这反映了 tSBO 算法的寻优速度更高,收敛速度更快. f_2 和 f_4 2 个函数的收敛曲线表明,在迭代次数不到 500 时,tSBO 算法已经找到理论最优值; f_1, f_3, f_5 和 f_6 4 个函数的收敛曲线表明,在迭代过程中,tSBO 算法能够快速接近于理论最优值. 这充分证明了 tSBO 算法的可行性以及其寻优能力的提高,也表明,tS-

BO 算法有效提升了算法的全局搜索能力,并在全局搜索后期,有效地提升了算法的局部开发能力.

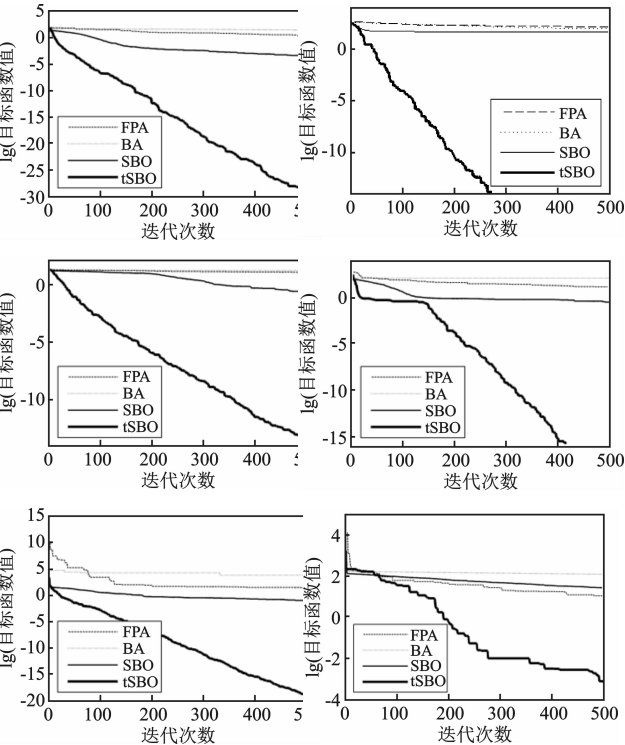


图 2 4 种算法在函数 $f_1 \sim f_6$ 上的收敛曲线

5 结束语

本文提出了一种自适应 t 分布变异的缎蓝园丁鸟算法—tSBO 算法. 该算法在求偶亭位置更新后,引入自适应 t 分布变异算子,有效地增强了种群的多样性,能够在很大程度上改善基本缎蓝园丁鸟算法易陷入局部最优的不足. 通过对 6 个测试函数的测试,仿真实验结果证明, tSBO 算法是可行的和有效的,其寻优性能有了很大的提高. 如何使改进算法表现出更好的寻优性能以及将算法应用到更多的领域,是下一步的研究工作.

参考文献:

[1] Mirjalili S, Mirjalili S M, Lewis A. Grey wolf optimizer[J]. Advances in Engineering Software, 2014, 69 (3): 46-61.

[2] Zheng Y J. Waterwave optimization: A new nature-inspired meta-heuristic[J]. Computers & Operations Research, 2015, 55(1): 1-11.

[3] Mirjalili S. Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems[J]. Neural Computing & Applications, 2016, 27(4): 1053-1073.

[4] Moosavi S H S, Bardsiri V K. Satin bowerbird optimizer: A new optimization algorithm to optimize ANFIS for software development effort estimation[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence, 2017, 60: 1-15.

[5] Borgia G. Bower destruction and sexual competition in the satin bowerbird (*Ptilonorhynchus violaceus*) [J]. Behavioral Ecology & Sociobiology, 1985, 18 (2): 91-100.

[6] 王梓坤. 概率论基础及其应用[M]. 科学出版社, 1979.

[7] Yang X S. Flower pollination algorithm for global optimization[C]// International Conference on Unconventional Computation and Natural Computation. Springer-Verlag, 2012: 240-249.

[8] Yang X S. A New Meta-heuristic Bat-Inspired Algorithm[J]. Computer Knowledge & Technology, 2010, 284: 65-74.

作者简介:

韩斐斐 女, (1993-), 硕士研究生. 研究方向为群智能算法、智能计算. E-mail: 1105025249@qq.com.

刘 升 男, (1966-), 教授, 博士. 研究方向为人工智能、智能计算.