

最优小波转移的逆向果蝇优化算法

张水平, 陈 阳, 巫光福

(江西理工大学 信息工程学院, 江西 赣州 314000)

摘 要: 针对果蝇优化算法在优化复杂高维问题易陷入局部最优, 从而导致收敛速度慢, 寻优精度较低的问题, 提出一种最优小波转移的逆向果蝇优化算法。鉴于果蝇优化算法只向种群最优个体聚拢的算法局限性, 增加了小波转移的逃逸机制以保证迭代方向选择的正确性。在种群多样性较低时对群体进行逆向小波转移, 指引种群从局部限制逃离向全局最优解处收敛。通过仿真实验测试, 新算法可以有效保持种群正确的进化方向、有效抑制算法陷入局部最优并具有良好的优化性能。

关键词: 果蝇优化算法; 小波转移; 逆向转移; 局部最优

中图分类号: TP301.6; TP18

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)12-0116-05

Reverse Fruit Fly Optimization Algorithm of Optimal Wavelet Transfer

ZHANG Shui-ping, CHEN Yang, WU Guang-fu

(School of Information Engineering, Jiangxi University of Science and Technology, Ganzhou 341000, China)

Abstract: In this paper, Reverse fruit fly optimization algorithm of optimal wavelet transfer(WTRFOA) is proposed to solve the problem that the fruit fly optimization algorithm(FOA) is easy to fall into the local optimum, which leads to the slow convergence rate and the low precision. By analyzing the limitation of the fruit fly algorithm only moving to the optimal individual, the strategy, naming escape mechanism of the wavelet transfer, is proposed to ensure the correctness of the iterative direction selection. Carrying out the reverse wavelet transfer when the population diversity is low, to guide the population to escape from the local limit Converges to the global optimal solution. Simulation results was shown that the new algorithm can effectively keep the optimal evolution direction of the population, suppress the algorithm into the local optimum and have good optimization performance.

Key words: fruit fly optimization algorithm; wavelet transfer; reverse transfer; local optimum

1 引言

优化问题是一项在各个科学领域都不可避免的重要问题。随着现代计算理论复杂化, 传统的优化技术难以有效地处理相关问题。群体智能算法中遗传算法, 粒子群算法被提出且已广泛应用于各工程科学领域。果蝇优化算法是一种新型的群智能全局优化算法^[1-2], 其简单易懂的代码以及高效的运行效果得到国内外学者的青睐。该算法一经提出便在函数优化、Z-SCORE 模型系数优化、广义回归神经网络

参数优化^[2]等方面得到广泛的应用。

果蝇优化算法与其他智能算法相比易于实现, 代码简单易懂, 可调节参数极少。同样作为仿生算法也具有迭代后期易陷入局部收敛的困境。对于这种新兴的智能算法存在的缺陷国内外学者提出诸多改进以提高其收敛精度, 便于其应用于更为广泛的科学领域。通过种群迭代的历史收敛情况自适应调节种群控制范围^[3]或引进新的控制参数对种群搜索范围进行自适应控制^[4], 此类改进一定程度缓解了种群盲目收敛, 提高了收敛速度。文献[5]中增加种群

的历史认知部分一定程度是一种增加种群多样性的操作.此外可引入混沌扰动策略^[6]和动态变化搜索步长^[6],以及一些变异操作^[7-8].经过诸位学者多方研究,果蝇算法已成功应用于支持向量机优化、图像检索等方面^[9-10].

通过上述分析,本文为避免算法陷入局部最优引入小波转移机制,保证迭代过程中种群不会轻易停滞于一点.即使在多样性变差的后期搜索中亦可通过逆向小波转移遏制算法停滞,从而保证后期算法可以进行深度搜索.

2 果蝇优化算法

果蝇优化算法是模拟广泛生存于热带的生物果蝇而演化出的一种新型的启发式智能算法.果蝇具有强于其他物种的味觉器官,其觅食过程中个体可以敏锐地捕获到空气中的气味向种群聚集处靠拢.假设果蝇群体处于一空间域中然后随机放飞,各个果蝇个体之间是一种并行寻找最优解的关系,每次搜索之后种群既会向最靠近食物源的个体位置处收敛.

果蝇优化算法的简单步骤描述如下.

Step 1 初始化:设定种群迭代相关参数.最大迭代次数 Maxgen,种群规模 Sizepop.

初始化种群位置. L 表示初始群体的位置参数(根据具体问题具体设定)

$$\begin{cases} x_axis = rand() * L \\ y_axis = rand() * L \end{cases} \quad (1)$$

Step 2 生成初始搜索方向与距离. V 表示种群搜索距离(基本果蝇优化算法中一般设定为 $[-1, 1]$).

$$\begin{cases} x_i = x_axis + rand() * V \\ y_i = y_axis + rand() * V \end{cases} \quad (2)$$

Step 3 计算种群中每个个体的距离值.

$$dist_i = \sqrt{x_i^2 + y_i^2} \quad (3)$$

Step 4 计算种群中每个果蝇的闻到浓度判定值.

$$S_i = \frac{1}{dist_i} \quad (4)$$

Step 5 根据求出的味道浓度值代入判定函数中即求出果蝇个体的味道浓度.

$$Smell_i = Smell_function(S_i) \quad (5)$$

Step 6 找出种群中最佳的味道浓度个体,将其味道浓度及位置信息保存.

$$[bestsmell \ bestindex] = \min(Smell_i) \quad (6)$$

Step 7 记录并保存本代最佳味道浓度及其 X , Y 位置信息.种群向其飞行收敛.

$$\begin{cases} smellbest = bestsmell \\ x_axis = x(bestindex) \\ y_axis = y(bestindex) \end{cases} \quad (7)$$

Step 8 开始进行 Maxgen 次迭代寻优,重复执行 Step2~Step6.判断最新迭代所求出的最佳味道浓度 bestsmell 是否优于历史最佳味道浓度 smellbest,如果优于 smellbest 则进行 Step7.当 Maxgen 达到设定值时算法结束.

3 最优小波转移的逆向果蝇优化算法

3.1 算法分析与设计

为保证果蝇种群搜索过程方向的正确性又要保持原算法简单高效的特点,因此在每次种群迭代结束后将最优味道浓度果蝇个体位置保存后复制一份进行小波转移,将进行小波转移后的味道浓度与原最优个体浓度比较,将较优的个体味道浓度与历史最佳的闻到浓度 smellbest 比较,若优于则将其保存到 smellbest,保存其位置信息进行下次迭代.种群迭代到后期其多样性的丧失是难以避免的,本文设置一个判断阈值,当种群味道浓度方差小于设定的阈值时则认为种群已陷入局部最优的困境.在此采取逆向小波转换,将种群当代最差的个体提取出来进行小波转移.将小波转移变换后的值再与当前最优值比较,取出相对较优的个体与历史最佳味道浓度比较,若优于历史最佳则将其味道浓度保存于 smellbest 并且保存其位置信息进行下次迭代. Morlet 小波如图 1 所示.

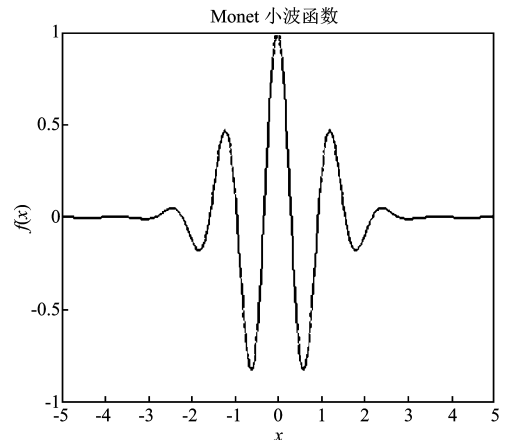


图 1 Morlet 小波

3.2 算法过程描述

Step 1 初始化各项参数设定阈值 δ ,执行基本果蝇优化算法的 Step1.

Step 2 执行果蝇优化算法的 Step2~Step5.

Step 3 取出 min(Smell)值并将其按式(8)进行小波转移,得到一个新的 SmellT 值.

$$f(x) = \exp(-x^2/2) * \cos(5x), -2.5 \leq x \leq 2.5$$

(8)

Step 4 将 min(smell)与 SmellT 中较优的值取出赋予 SMELL,并按式(9)保存其味道浓度与位置信息.

$[bestsmell \quad bestindex] = SMELL$

(9)

Step 5 按式(10)、(11)求出果蝇种群味道浓度方差值 smellvar.

$$smellavg = \sum_{i=1}^{Sizepop} Smell_i / Sizepop$$

(10)

$$smellvar = \sum_{i=1}^{Sizepop} (Smell_i - smellavg)^2$$

(11)

Step 6 若 smellvar<阈值 δ,将 max(Smell)取出按式(8)进行小波转移,得到 SmellW 值与当代最优值比较,将两者较优值赋予 SMELLST 且按式(12)保存 SMELLST. 否则执行 Step7.

$[bestsmell \quad bestindex] = SMELLST$

(12)

Step 7 执行基本果蝇算法 Step7. 开始进行迭代寻优,重复执行 Step2 到 Step6,若当前迭代的 bestsmell 值优于历史 smellbest 值则执行 Step7. 当算

法迭代达到预设的最大迭代次数 Maxgen 时算法结束.

4 实验仿真

4.1 实验设计

为验证本文提出的算法 WTRFOA 的性能,设计两组实验对算法性能对比. 由于简单测试函数并不能有效验证算法的优化性能,高维复杂函数优化难度较大用于智能算法测试可以更好观察算法的优化性能. 因此本次实验所采用的测试函数相关信息如表 1 所示. 两种算法相关参数的设置: Maxgen=2 000, Sizepop=30, δ=1e-06,果蝇种群初始分布位置是在相应搜索空间随机分布,果蝇种群的搜索距离长度为[-1,1]. 最终实验结果设置了对比 WTRFOA 与 FOA 的优化均值,最优解最差解及标准差. 将 WTRFOA 的优化均值和其他学者改进的果蝇算法进行对比. 设定更高要求的收敛精度,测试两种算法的寻优成功率以及达到收敛精度的平均迭代次数. 由于智能优化算法具有一定随机性,本文实验结果全部采取独立实验 20 次的平均值.

表 1 测试函数表

函数名	表达式	维度	理论极值	峰值	目标精度
Sphere	$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	0	单峰	10-05
Rosenbrock	$f_3(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$	30	0	单峰	28. 8
Rastrigin	$f_4(x) = \sum_{i=1}^n ((x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i)) + 10)$	30	0	多峰	10-05
Ackley	$f_5(x) = -20\exp[-0.2\sqrt{\frac{1}{30}\sum_{i=1}^n x_i^2}] - \exp[\frac{1}{30}\sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)] + 20 + e$	30	0	多峰	10-05

4.2 实验结果分析对比

将表 1 中 4 个经典函数在固定进化2 000次,分别对 FOA 与 WTRFOA 独立运行 20 次的测试平均数据如表 2 所示. 由表 2 中统计数据所示,除函数 f2 外其他 3 个函数均可以达到理论最优值. 其中最优值,最差值与标准差为 0 说明 20 次独立实验中每一次都可以搜索到理论最优值,表明算法具有较高的

稳定性. 从 FOA 的优化效果看在 4 个测试函数中 f2 优化效果是最差的. 函数 f2 又称为“香蕉函数”或“山谷”函数,其全局最优点位于一个类似于香蕉形状的甬道之内,因此其虽为单峰值函数但是搜索全局最优点的难度较大,WTRFOA 对其优化精度均值提高 213 个数量级足以体现 WTRFOA 性能优于 FOA.

表 2 两种算法性能对比

函数	均值		最优值		最差值		标准差	
	FOA	WTRFOA	FOA	WTRFOA	FOA	WTRFOA	FOA	WTRFOA
f1	1. 2045e-04	0	1. 1532e-04	0	1. 2579e-04	0	2. 8780e-06	0
f2	29. 811 9	4. 6339e-211	28. 744 1	1. 5587e-235	30. 597 0	8. 7198e-210	0. 544 0	1. 9472e-204
f3	0. 024 2	0	0. 023 1	0	0. 025 0	0	5. 2767e-04	0
f4	0. 008 2	0	0. 008 1	0	0. 008 4	0	9. 5124e-05	0

图 2 中 4 个子图分别是算法 FOA 和 WTR-FOA 对表 1 中 4 个测试函数进化迭代曲线的描绘. 为方便观察两种算法的进化过程,文中对味道浓度函数的数据采用以 10 为底的对数. 图中实线表示 FOA 算法,虚线表示 WTRFOA. 函数 f1 一种球型单峰值函数,相比 FOA 优化过程,WTRFOA 初始迭代时基本可以摆脱限制达到 30~40 的精度,在平均迭代 300 代时曲线变化加速收敛. FOA 在平均进化 400 代时也跳出局部最优限制,但是其求精度远小于 WTRFOA. 函数 f2 中,FOA 的优化效果差,这种“峡谷”形态的函数易将种群引导局部极值点,种群在局部极值点处与全局极值点处出现断层现象. WTRFOA 采用的小波转移机制除了保证果蝇种群搜索有较高的精度外,其逆向小波转移可以跳出局部最优限制进行深度搜索从而使得 WTRFOA 在函

数 f2 优化中求解精度平均可以达到 211 个数量级. 函数 f3 是一种平面上有无数个凹凸点且凹凸点大小不一形状各异的复杂函数,每一个凹凸的小峰都是一个局部最优的陷阱. 图 2 中函数 f3 的优化过程显示 FOA 不断进化逃离局部最优处,但难以避免地陷入下个局部凹凸峰值,在固定迭代次数中效果不理想. WTRFOA 在迭代 40 次时也陷入局部峰值,不过根据小波转移的强扰动性在迭代第 110 次时便摆脱局部限制,具有极强的收敛速度. 函数 f4 是一种形如反向爬山的多局部极值点复杂函数,优化此类模型时 FOA 算法陷入爬山过程的局部峰值点后无法进行进一步寻优,WTRFOA 基本都可以摆脱局部峰值向全局最优的山顶收敛直至搜索到全局最优值.

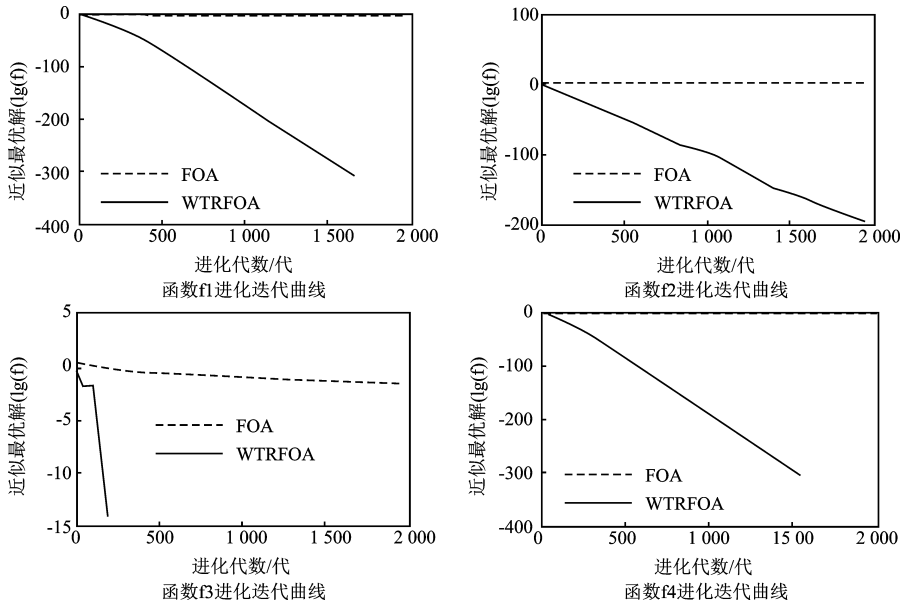


图 2 两种算法进化曲线对比

表 3 不同算法优化值对比

函数	WTRFOA	AFOA ^[3]	IFFO ^[4]	FOABHC ^[5]	MFOAADS ^[6]	ICFOA ^[7]	FOA-CGDRM ^[8]
F1	0	0	4.96e-13	5.9426e-83	0	2.9539e-22	0
F2	4.6339e-211	—	73.4	28.7813	3.88449e-08	27.7354	0
F3	0	0	6.34e-11	0	—	2.4642e-12	0
F4	0	0	5.13e-07	1.684 4	1.17325e-05	3.2953e-11	0

表 3 中比较本文提出的算法 WTRFOA 和相关参考文献的算法比较. 表中符号“—”表示该参考文献未给出相关数据. 对表 1 中 4 个测试函数优化效果来看,对 f2 函数 WTRFOA 的优化均值无法达到理论最优值不如文献[8]中效果但好于参考文献[4-7]. 函数 f1 是 4 个函数中相对容易搜索的,

WTRFOA 优化效果与文献[3,6,8]相同但好于文献[4,5,7]. 对于两个高峰函数优化,f3 中 WTR-FOA 与文献[3,5,8]都可以达到理论最优值,效果好于文献[4,7]. f4 中 WTRFOA 与文献[3,8]可以收敛到理论最优值,效果优于文献[4-7].

表 4 给出本次实验的两种算法以及相关参考文

献中算法的平均迭代次数和成功率. 设定的平均迭代次数是独立重复 20 次实验达到目标精度最早迭代数的算术平均值. 成功率=达到目标精度的次数/总试验次数(本文为 20 次, 所设目标精度见表 1). 表 4 中“—”表示没有达到目标精度无法取值, “——”表示参考文献中的实验没有获取相关数据. 本文所设目标精度比参考文献中所设更为苛刻, 在

此条件下 WTRFOA 达到目标精度的成功率都为 1,除在函数 f1 优化中平均迭代次数稍逊于文献[5-6],在其他三个测试函数中,WTRFOA 的平均迭代次数都明显少于参考文献中的算法,证明了 WTR-FOA 不仅可以保证高的求解精度而且具有快速的收敛速度.

表 4 不同算法迭代次数与成功率对比

函数	FOA 平均迭代次数 /成功率	WTRFOA 平均迭代次数 /成功率	FOABHC ^[5] 平均迭代次数 /成功率	MFOAADS ^[6] 平均迭代次数 /成功率	ICFOA ^[7] 平均迭代次数 /成功率
F1	—/0	27.600 0/1	28.0/1	27/1	54.4/1
F2	2.750 0/0.050 0	1/1	1.35/0.50	19/1	8.0/1
F3	—/0	24.200 0/1	30.0/1	——	77.0/1
F4	—/0	19.450 0/1	—/0	1 053/0.97	86.1/1

5 结束语

本文分析了果蝇优化算法自身存在的不足,针对其易陷入局部最优而求解精度低的问题引入了小波转移机制,引导果蝇种群避免局部最优的陷阱保证正确的迭代方向. 在种群多样性丢失时以逆向的小波转移方式协助果蝇种群逃离局部极值. 经过实验仿真结果表明本文提出的最优小波转移的逆向果蝇优化算法具有更强的全局搜索能力,可以有效抑制陷入局部最优值. 从收敛速度,求解精度,寻优成功率等方面该算法都优于基本果蝇优化算法与参考文献中的算法. 下一步工作应侧重于果蝇算法寻优步长改进以及应用其求解离散型问题.

参考文献:

[1] Pan W T. A new Fruit Fly Optimization Algorithm; Taking the financial distress model as an example[J]. Knowledge-Based Systems, 2012, 26(2):69-74.

[2] 潘文超. 果蝇最佳化演算法[M]. 中国台北: 沧海书局, 2011:10-12.

[3] Zhang Y, Cui G, Zhu E, et al. AFOA: An adaptive Fruit Fly Optimization Algorithm with global optimizing ability[J]. International Journal on Artificial Intelligence Tools, 2016, 25(6):1650032.

[4] Pan Q K, Sang H Y, Duan J H, et al. An improved fruit fly optimization algorithm for continuous function

optimization problems[J]. Knowledge-Based Systems, 2014, 62(5):69-83.

[5] 韩俊英, 刘成忠. 基于历史认知的果蝇优化算法[J]. 计算机科学与探索, 2014, 8(3):368-375.

[6] 李宗岳, 陈志军, 名远. 基于混沌扰动策略的果蝇优化算法[J]. 微电子学与计算机, 2016, 33(7):64-68.

[7] 王行甫, 陈静, 王琳. 基于适应性动态步长的变异果蝇优化算法[J]. 计算机应用, 2016, 36(7):1870-1874.

[8] 杜晓昕, 张剑飞, 郭媛, 等. 基于柯西-高斯动态消减变异的果蝇优化算法研究[J]. 计算机工程与科学, 2016, 38(6):1171-1176.

[9] 郭凡, 丁永生, 郝矿荣, 等. 基于果蝇算法优化支持向量回归机的纺丝性能预测[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(10):2360-2364.

[10] 吴骏, 刘玉伟, 肖志涛, 等. 结合果蝇算法优化 PCNN 和相位一致性的图像检索[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2015, 27(8):1483-1489.

作者简介:

张水平 男,(1965-),硕士,教授. 研究方向为智能计算、智能矿山.

陈 阳(通讯作者) 男,(1993-),硕士研究生. 研究方向为智能计算与智能应用. E-mail:shawncy@qq.com.

巫光福 男,(1977-),博士,副教授. 研究方向为信息论与编码、密码学.