

基于 Powell 搜索的混沌鸡群优化算法

杨菊靖, 张达敏, 何锐亮, 张慕雪

(贵州大学 大数据与信息工程学院, 贵州 贵阳 550025)

摘 要: 针对传统鸡群优化算法(CSO)易陷入局部极值且容易早熟收敛的缺陷, 提出了一种混合改进的鸡群优化算法(Powell-LCSO). 首先, 改进算法利用 Logistic 混沌映射对种群进行初始化, 使得种群较好的分布在解空间中; 其次, 对鸡群中占据重要地位的母鸡的位置更新方式进行了改进; 最后, 通过引入 Limit 阈值判断算法是否陷入局部极值, 并利用 Powell 搜索对全局最优个体进行局部搜索, 避免了算法的过早收敛, 提高其跳出局部最优的能力. 通过实验表明, 改进后的鸡群优化算法具有较好寻优精度和收敛效率.

关键词: 鸡群优化算法; Logistic 混沌映射; Limit 阈值; Powell 搜索

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2018)07-0078-05

A Chaotic Chicken Optimization Algorithm Based on Powell Search

YANG Ju-qing, ZHANG Da-min, HE Rui-liang, ZHANG Mu-xue

(College of Big Data and Information Engineering, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

Abstract: In this paper, a hybrid improved flock optimization algorithm (Powell-LCSO) is proposed to overcome the shortcomings of the traditional flock optimization algorithm (CSO) which is easy to fall into the local extremum and easy to premature convergence. Firstly, the improved algorithm uses Logistic chaotic map to initialize the population, which makes the population better distributed in the solution space. Secondly, the position of the hens in the flocks is improved. Finally, by comparing the Limit threshold to determine whether the algorithm is caught in the local extremum, and using the Powell search to local search for the global optimal individuals, it avoids the premature convergence of the algorithm and improves the accuracy of the algorithm. Its ability to jump out of the local best. Experiments show that the improved flock optimization algorithm has good accuracy and convergence efficiency.

Key words: chicken swarm optimization; Logistic chaotic mapping; Limit threshold; Powell search

1 引言

鸡群优化算法^[1] (Chicken Swarm Optimization, CSO) 是一种基于鸡群搜索行为的新的仿生优化方法, 模拟鸡群等级制度和鸡群行为. 整个鸡群分为若干子鸡群, 每一个子群都有一只公鸡、若干母鸡和一窝小鸡组成; 同一子群的各类成员遵循等级学习进化规则, 不同子群之间保持相互学习与竞争关系, 在数代之后, 对子群的等级关系进行角色更换^[2-3]. 相较于磷虾群优化算法、人工蜂群算法、蝙蝠算法等, 鸡群优化算法具有较好的收敛速度和收敛

精度, 但传统的鸡群优化算法容易陷入局部极值且早熟收敛的缺陷.

本文针对传统鸡群优化算法的缺陷进行了改进, 提出了一种混合改进的鸡群优化算法 (Powell-LCSO). 避免算法的过早收敛, 并有效提高了算法的寻优效率.

2 基本鸡群优化算法

在鸡群, 存在几个组. 每个组包括一个占据主导地位的小鸡, 一群母鸡和小鸡.

如何将鸡群分为若干组^[2-5], 并根据鸡的适应度

值确定鸡(公鸡、母鸡、小鸡)的身份。具有较好适应度值的鸡担任公鸡,具有次之适应度值的鸡担任母鸡,适应度值较差的鸡作为小鸡,其中母鸡与小鸡之间的母子关系是随机确定的。

在等级制度下,一个组内,支配关系和母子关系将保持不变。这些状态每隔数(G)的时间步骤更新一次。

虽然它们可能防止那些其他组的鸡偷吃自己的食物,鸡按照它们组的公鸡轨迹取寻找食物,也可随机偷取好的食物。小鸡在母鸡妈妈周围进行觅食,占主导地位的鸡在争夺食物方面具有优势。

整个鸡群有3中类型的鸡,假设所有的个体数为 N, R_N, H_N, C_N ,分别为公鸡、母鸡、小鸡的个数。鸡群中个体位置更新公式随着鸡种类的不同而不同。拥有良好适应度值的公鸡在进行搜索食物时具有较大搜索范围,公鸡位置的更新公式如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t * (1 + \text{randn}(0, \sigma^2)) \quad (1)$$

式中,

$$\sigma^2 = \begin{cases} 1, & \text{if } f_i < f_k \\ \exp\left(\frac{f_k - f_i}{|f_i| + \epsilon}\right), & \text{otherwise} \end{cases}$$

$k \in [1, CN], k \neq i, \text{Randn}(0, \sigma^2)$ 表示均值为0, 标准差为 σ^2 的一个高斯分布, ϵ 表示一个很小的常数, k 为所有公鸡中除去第 i 个体外的任一个体。

母鸡的位置更新公式如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + S_1 * \text{rand} * (x_{r_1,j}^t - x_{i,j}^t) + S_2 * \text{rand} * (x_{r_2,j}^t - x_{i,j}^t) \quad (2)$$

式中, $S_1 = \exp(f_i - f_{r_1}) / (\text{abs}(f_i) + \epsilon), S_2 = \exp(f_{r_2} - f_i)$, Rand表示0至1之间的随机数, r_1 为第 i 只母鸡自身所在群中的公鸡, r_2 为整个鸡群中公鸡和母鸡中随机选取的任意个体,且 $r_1 \neq r_2$ 。

小鸡的位置更新公式如:

$$x_{i,j}^{t+1} = x_{i,j}^t + \text{FL} * (x_{m,j}^t - x_{i,j}^t) \quad (3)$$

式中, m 为第 i 只小鸡对应的母鸡(及母鸡妈妈),FL为服从 $[0, 2]$ 的均匀分布的随机数。

3 改进的鸡群优化算法

3.1 混沌序列

种群初始化是智能优化算法中的一个重要环节,种群初始化的好坏直接影响算法对解空间的探索能力,影响着算法的收敛速度和最终解质量^[6-7]。为了使得算法具有质量较好初始解群,本文通过采用 Logistic 混沌映射^[8]对种群进行初始化,充分提取和捕捉解空间的信息,从而提高算法的求解效率。

Logistic 映射是一种应用较为广泛的映射机制^[9-10],其数学迭代方程为:

$$\lambda_{i+1} = \mu * \lambda_i (1 - \lambda_i), i = 0, 1, 2, \dots \quad (4)$$

式中, μ 为混沌控制参数,对系统状态起着关键作用,研究表明,当 $\mu = 4$ 时系统处于完全混沌状态。

3.2 母鸡位置更新改进

为了使得鸡群优化算法具有较好的学习机制,学者们通过对鸡群优化算法中公鸡、母鸡和小鸡的位置更新方式进行改进使得算法能够具有较优性能^[8]。通过研究对比发现,在鸡群优化算法中,母鸡在整个鸡群中扮演重要角色,起着承上启下的作用,因而对母鸡的位置更新公式进行改进如下:

$$x_{i,j}^{t+1} = \omega * x_{i,j}^t + S_1 * \text{rand} * (x_{r_1,j}^t - x_{i,j}^t) + S_2 * \text{rand} * (x_{\text{best},j}^t - x_{i,j}^t) \quad (5)$$

式中, $\omega = \frac{\omega_{\max} - \omega_{\min}}{\omega_{\max} + \omega_{\min}} * \exp(1 - \frac{\text{iter}}{\text{MaxCycle}})$

x_{best} 表示当前最优个体,rand()表示随机数, S_1 表示母鸡向所在种群内公鸡进行学习的学习因子; S_2 表示母鸡向当前种群最优个体学习的学习因子。 W 表示非线性递减权重,随着权重因子的递减,算法逐渐从较优全局搜索向局部搜索转变,同时通过向最优个体的学习,使得母鸡能够具有较好的寻优位置,从而引导平衡算法寻优过程中的全局寻优能力和局部寻优能力。

3.3 Powell 搜索

Powell 搜索法又称方向加速法,是一种求解无约束最优化问题的非线性直接局部搜索方法^[12]。它是直接搜索法中比较有效的一种方法,具有收敛速度快,寻优精度高等优点。本文在通过判断全局最优经 Limit 次未更新时利用 Powell 搜索对全局最优进行深度局部搜索,利于提高算法的寻优效率。Powell 搜索法的步骤如下^[13-14]:

Step1: 给定初始点 $x^{(0)}$, 设定 Powell 搜索精度 ϵ , 给定 n 个初始的线性无关搜索方向 $d^{(i)} (i = 0, 1, \dots, n-1)$, 一般取为 n 个坐标轴方向。

Step2: 从 $x^{(0)}$ 出发, 依次沿 n 个搜索方向 $d^{(0)}, d^{(1)}, \dots, d^{(n-1)}$ 进行精确的一维搜索, 得到 $x^{(0)}, x^{(1)}, \dots, x^{(n-1)}, f(x^{(i)} + \delta d^{(i)}) = \min f(x^{(i)} + \delta d^{(i)})$,

$$x^{(i+1)} = x^{(i)} + \delta_i d^{(i)}, i = 0, 1, \dots, n$$

式中, δ_i 和 δ 为步长。 δ_i 由精确线性搜索得到。

Step3: 令 $d^{(n)} = x^{(n)} - x^{(0)}$, 若 $\|d^{(n)}\| \leq \epsilon$, 则得到解, $x^{(n)}$ 计算结束; 否则, 从 $x^{(n)}$ 出发, 沿着 $d^{(n)}$ 进行精确线性搜索, 得到 $x^{(n+1)}$ 。

Step4: 计算最大下降量所确定的指标 t_1 为:

$$f(x^{(t_1)}) - f(x^{(t_1+1)}) = \max_{0 \leq k \leq n} \{f(x^{(i)}) - f(x^{(i+1)})\}$$

Step5:若 $f(x^{(0)}) - 2f(x^{(n)}) + f(2x^{(D)} - x^{(0)}) \geq 2(f(x^{(t_1)}) - f(x^{(t_1+1)}))$ 成立, 则表明 $d^{(0)}, d^{(1)}, \dots, d^{(n-1)}$ 仍然线性无关, 下一轮的搜索方向依然是 $d^{(0)}, d^{(1)}, \dots, d^{(n-1)}$. 令 $x^{(0)} = x^{(n+1)}, k = k + 1$, 转至 Step2.

Step6:若 $f(x^{(0)}) - 2f(x^{(n)}) + f(2x^{(D)} - x^{(0)}) < 2(f(x^{(t_1)}) - f(x^{(t_1+1)}))$ 成立, 则表明 $d^{(0)}, d^{(1)}, \dots, d^{(n-1)}$ 线性相关, 令 $d^{(t_1+i)} = d^{(t_1+i+1)}, i = 0, 1, \dots, n - t_1 - 1$, 确保新产生的搜索方向线性无关, $x^{(0)} = x^{(n+1)}, k = k + 1$, 转至 Step2.

3.4 算法步骤

综上, 本文所提出的改进鸡群优化算法 (Powell-CSO) 的流程如下:

Step1:初始化算法的各个参数, 种群规模 N , 公鸡、母鸡、小鸡比例因子, 更新代数 G 等;

Step2:利用混沌序列对种群进行初始化;

Step3:确定个体的适应度值, 公鸡、母鸡、小鸡的比例, 分组及各种关系; 记录当前全局最优适应度值即最优个体位置;

Step4:判断是否满足更新条件, 是则对鸡群的等级秩序、母子关系和伙伴关系进行更新, 反之对公鸡、母鸡、小鸡的位置分别采用公式(1)、(5)、(3)进行更新;

Step5:对当前全局最优个体位置进行评估, 若经过 $Limit$ 次未更新, 则采用 Powell 搜索对其进行局部搜索, 并进行择优保留跳至 Step6; 反之, 直接

转至 Step6;

Step6:计算个体适应度值, 并排序, 重新确定分组和各种关系; $iter = iter + 1$;

Step7:判断迭代寻优是否达到当前最大迭代次数及 $iter > maxgen$, 若是则寻优结束, 输出最终结果; 反之跳至 Step4.

综上, 改进算法流程如图 1 所示.

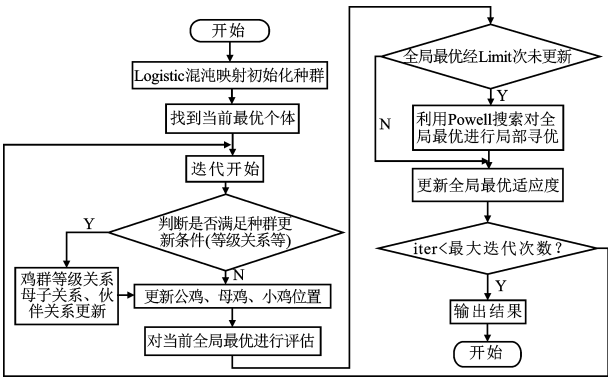


图 1 算法 Powell-LCSO 流程图

4 改进鸡群算法实验仿真

为了验证本文提出改进鸡群算法性能, 本文对 5 个标准测试函数进行实验仿真测试. 测试时实验参数的设置如表 1 所示, 实验中所采用的测试函数如表 2 所示.

表 1 实验参数设置

算法	参数设置
CSO	$R_N = 0.15N, H_N = 0.7N, G = 10$ $C_N = N - R_N - H_N, M_N = 0.5H_N$
Powell-LCSO	$R_N = 0.15N, H_N = 0.7N, G = 10, C_N = N - R_N - H_N, M_N = 0.5H_N$ $L = 10, w_{max} = 0.9, w_{min} = 0.4$
PSO	$c_1 = 1.4786, c_2 = 1.4786, w = 0.8$

表 2 标准测试函数

函数	函数形式	定义域	最优值
Sphere	$f_1 = \sum_{i=1}^n x_i^2$	$[-100, 100]$	0
Griewank	$f_2 = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n (x_i^2) - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	$[-600, 600]$	0
Rastrigin	$f_3 = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$	$[-5.12, 5.12]$	0
Schwefel	$f_4(x) = \sum_{i=1}^n x + \prod_{i=1}^n x $	$[-10, 10]$	0
Ackley	$f_5(x) = -20 \exp(-\frac{1}{5} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)) + 20 + e$	$[-32, 32]$	0

为了验证本文提出算法的性能,对上述 5 个标准测试函数利用粒子群优化算法(PSO)、基本鸡群优化算法(CSO)和改进鸡群算法(Powell-LCSO)在迭代次数为 200 次,种群规模 30 条件下对每一个测试函数进行 20 次独立测试后从最优寻优值、最差寻优值、平均寻优值这 3 个方面进行评估,并将这 3 个方面的结果列于表 3 所示。

根据表 3 中的结果分析可知,本文所提出的改

进鸡群优化算法(Powell-LCSO)无论是从算法的收敛精度和寻优能力上看,还是算法的鲁棒性和跳出局部极值的能力而言,都较传统的鸡群优化算法具有较优性能.从收敛性态图 2~6 可更为直观的看出,本文提出改进算法无论是在寻优精度还是收敛速度上都要优于传统鸡群优化算法,再次说明算法 Powell-LCSO 在寻优效率上具有良好的优势。

表 3 标准函数测试结果

函数	维数	寻优结果		
		最优寻优值	平均寻优值	最差寻优值
f_1	30	CSO:5.7067e-08	CSO:7.6301e-06	CSO:1.1028e-05
		Powell-LCSO:0	Powell-LCSO:0	Powell-LCSO:0
		PSO:6.416e-01	PSO:1.4143	PSO:2.0175
f_2	30	CSO:1.9658e-06	CSO:2.6817e-05	CSO:1.0281e-04
		Powell-LCSO:0	Powell-LCSO:0	Powell-LCSO:0
		PSO:5.4061e-01	PSO:8.2052e-01	PSO:9.8305e-01
f_3	30	CSO:5.436e-09	CSO:7.009e-07	CSO:2.7737e-06
		Powell-LCSO:0	Powell-LCSO:0	Powell-LCSO:0
		PSO:1.2584e+02	PSO:1.619e+02	PSO:1.8626e+02
f_4	30	CSO:1.7e-032.4735e-08	CSO:5.6871e-07	CSO:2.5387e-06
		Powell-LCSO:0	Powell-LCSO:0	Powell-LCSO:0
		PSO:1.4977e+01	PSO:1.7109e+01	PSO:2.4179e+01
f_5	30	CSO:6.2668e-05	CSO:2.0537e-03	CSO:7.5e-03
		Powell-LCSO:8.8818e-16	Powell-LCSO:8.8818e-16	Powell-LCSO:8.8818e-16
		PSO:5.2353	PSO:8.1673	PSO:13.9802

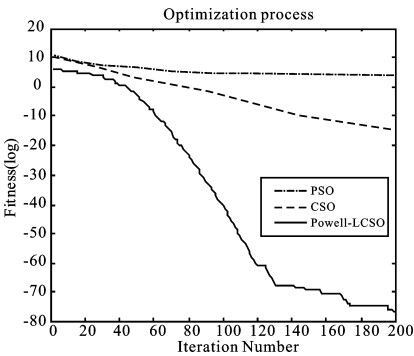


图 2 函数 Sphere

5 结束语

针对鸡群优化算法易陷入局部极值和出现早熟收敛的情况,本文对传统鸡群优化算法提出了改进,算法利用混沌映射对种群的初始化使得种群能够较好的分布于解空间,提高了算法的求解能力;同时,通过对鸡群中公鸡、母鸡、小鸡的分析可知,母鸡在

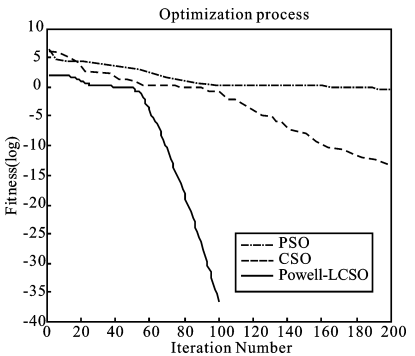


图 3 函数 Griewank

整个鸡群中占据重要地位,因而本文对母鸡的位置更新方式进行了改进,在向全局最优进行学习的基础上引进了非线性递减权重,不仅达到平衡算法的全局寻优和局部寻优能力的目的,并在一定程度上提高算法的寻优效率;最后,迭代寻优过程中,通过引入阈值 Limit 对当前种群是否陷入局部极值进行判断,当全局最优个体位置经 Limit 次未更新时利

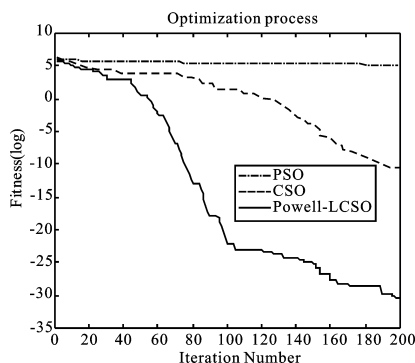


图4 函数 Rastrigin

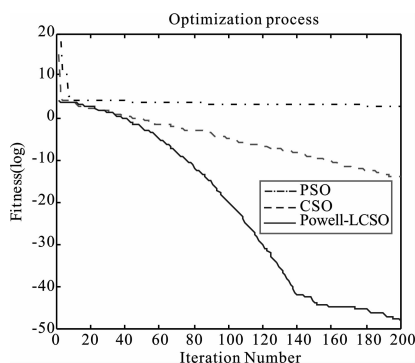


图5 函数 Schwefel

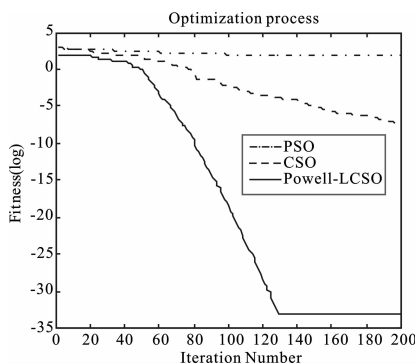


图6 函数 Ackley

用 Powell 搜索方法进行局部搜索,提高了跳出局部极值避免早熟收敛的能力。通过对 5 个标准测试函数的仿真实验表明,本文所提出改进鸡群优化算法比原鸡群优化算法具有更好的寻优性能。

参考文献:

- [1] Meng X B, Liu Y, Gao X Z, et al. A new bio-inspired algorithm: chicken swarm optimization[C]//5th Inte

national Conference on Swarm Intelligence. Berlin, Hdfei: Springer International Publishing, 2014: 86-94.

- [2] 关鹤童. 基于混沌粒子群鸡群融合优化算法的云任务调度应用与实现[D]. 吉林: 吉林大学, 2016.
- [3] 李振璧, 王康, 姜媛媛. 基于模拟退火改进的鸡群优化算法[J]. 微电子学与计算机, 2017, 34(2): 30-33.
- [4] 孔飞, 吴定会. 一种改进的鸡群算法[J]. 江南大学学报(自然科学版), 2015, 14(6): 681-688.
- [5] 黄霞, 叶春明, 郑军. 混合改进搜索策略的鸡群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2018, 54(7): 213-220.
- [6] 尹进田, 刘云连, 刘丽, 等. 一种高效的混合蝙蝠算法[J]. 计算机工程与应用, 2014, 50(7): 62-66.
- [7] 冯艳红, 刘建芹, 何毅超. 基于混沌理论的动态种群萤火虫算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(3): 796-799.
- [8] Sabat S L, Kumar K S, Udgata S K. Differential evolution and swarm intelligence techniques for analog circuit synthesis[C]//2009 World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing. India, 2009: 468-474.
- [9] 李国亮, 魏振华, 徐蕾. 基于改进搜索策略的狼群算法[J]. 计算机应用, 2015, 35(6): 1633-1636.
- [10] 周欢, 李煜. 具有动态惯性策略的布谷鸟搜索算法[J]. 智能系统学报, 2015, 40(4): 1-9.
- [11] 刘三阳, 张平, 朱明敏. 基于局部搜索的人工蜂群算法[J]. 控制与决策, 2014, 28(1): 123-128.
- [12] Powell M J D. An efficient method for finding the minimum of a function of several variables without calculating derivatives[J]. Computer Journal, 1964, 7(2): 155-162.
- [13] 张军丽, 周永权. 一种用 Powell 方法局部优化的人工萤火虫算法[J]. 模式识别与人工智能, 2011, 24(5): 680-684.
- [14] 吴建辉, 章兢, 陈安红. 融合 Powell 搜索算法的粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(3): 343-348.

作者简介:

杨菊靖 女, (1993-), 硕士研究生. 研究方向为数据挖掘、人工智能. E-mail: 1029735033@qq.com.

张达敏 男, (1967-), 博士, 教授, 硕士研究生导师. 研究方向为计算机应用技术、网络拥塞.

何锐亮 男, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为数据挖掘、人工智能.

张慕雪 女, (1992-), 硕士研究生. 研究方向为数据挖掘.