

基于模拟退火的改进鸡群优化算法

李振璧,王 康,姜媛媛

(安徽理工大学 电气与信息工程学院, 安徽 淮南 232001)

摘 要: 针对鸡群算法因小鸡粒子易陷入局部最优而无法取得全局最优解问题,在小鸡粒子位置更新中加入自身惯性权重和向子群中公鸡粒子学习部分,提出具有随机惯性权重和固定学习因子的改进鸡群算法,然后用模拟退火算法对改进鸡群算法陷入停滞状态时已得到的最优解进行邻域搜索,使算法具有跳出局部最优取得全局最优解的能力,最后将基于模拟退火的改进鸡群算法用于 4 个标准测试函数寻优。仿真结果表明,基于模拟退火的改进鸡群算法全局搜索能力强,收敛速度快,精度高,与粒子群算法、鸡群算法以及改进鸡群算法相比寻优性能更佳。

关键词: 模拟退火;鸡群算法;惯性权重;学习因子

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)02-0030-04

The Study of Improved Chicken Swarm Optimization Algorithm based on Simulated Annealing

LI Zhen-bi, WANG Kang, JIANG Yuan-yuan

(Institute of Electrical and Information Engineering, Anhui University of Science and Technology,
Huainan 232001, China)

Abstract: The part of chicks learning from the rooster in their subgroup is added to chick's position update equation, and the inertia weight and learning factor are introduced, put forward an improved chicken swarm optimization algorithm with the random inertia weight and fixed learning factors to deal with the chicken particles into local optimum easily and can't obtain the global optimal solution in the chicken swarm optimization algorithm, then using simulated annealing algorithm search in the field for the optimal solution when chicken swarm optimization to a standstill, makes the algorithm has the capacity of jumping out of local optimal to obtain the global optimal solution, finally, the improved chicken swarm optimization algorithm based on simulated annealing was tested by four classic functions. The simulation results show that the proposed algorithm have strong capability of global search, high convergence precision and fast convergence speed, the proposed algorithm whose performance of global searching was superior to particle swarm optimization, chicken swarm optimization and improved chicken swarm optimization.

Key words: simulated annealing; chicken swarm optimization; inertia weight; learning factor

1 引言

鸡群算法(Chicken Swarm Optimization, CSO)是 Meng Xianbing 等于 2014 年提出的一类基于群体智能的随机优化算法^[1],与粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)^[2]相比,其算法简单易实现。然而鸡群算法由于小鸡粒子易陷入局部最

优而无法取得全局最优解,存在收敛速度慢,精度不高等问题^[3]。

文献[3]在鸡群算法小鸡粒子位置更新中加入随迭代次数指数递减的惯性权重和固定学习因子^[4],使得小鸡粒子拥有自身惯性权重和向所在子群中公鸡粒子学习的能力,避免算法陷入局部最优,一定程度上提高算法收敛速度和精度,本文中简称

为递减权重和固定学习因子的改进鸡群算法(Improved Chicken Swarm Optimization Based on Decreasing Weight and Fixed Learning Factor, DWC-SO). 然而,随迭代次数指数递减的惯性权重在迭代初期全局搜索能力强,若算法初期未找到最优解,惯性权重^[5]随迭代次数指数递减,小鸡粒子局部搜索能力加强,算法仍易陷入局部最优. 而随机惯性权重可以克服这种缺点,随机惯性权重是一个随机数,在算法运行全过程都有机会获得较大或较小的权重值^[6]. 若算法初期接近最优解,随机惯性权重可以产生相对较小的权重值,加快算法收敛速度;而且在后期也能取到较好的权重值,不易陷入局部最优.

模拟退火算法(Simulated Annealing, SA)用热力学系统来模拟解的优化问题,在搜索过程中具有概率突跳能力,能够有效避免搜索过程陷入局部最优^[7].

针对鸡群算法易陷入局部最优、收敛精度和速度不高等问题,本文首先在鸡群算法小鸡粒子位置更新中加入随机惯性权重和固定学习因子,然后将模拟退火思想引入具有随机惯性权重和固定学习因子的改进鸡群算法中,最后对4个典型测试函数进行测试验证.

2 随机惯性权重和固定学习因子的改进鸡群算法

2.1 鸡群算法

鸡群算法将优化问题描述成鸡群搜寻食物的过程,它模拟自然界中鸡群的等级制度和觅食方式. 算法将搜索的粒子比作鸡群,根据每个粒子个体适应度值将其分为公鸡粒子、母鸡粒子和小鸡粒子三类,适应度值最好的若干个体为公鸡粒子,适应度值最差的若干个体为小鸡粒子,剩下的个体为母鸡粒子. 整个鸡群分成若干个子群,每一子群由一个公鸡粒子、若干母鸡粒子和小鸡粒子组成,其中母鸡粒子有着最多数目,每个子群中小鸡粒子和母鸡粒子的母子关系随机建立.

每个子群只有一个公鸡粒子,其位置更新公式如式(1):

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) \cdot (1 + \Phi(0, \sigma^2)) \quad (1)$$

式(1)中, $x_{i,j}(t)$, $x_{i,j}(t+1)$ 分别代表公鸡粒子 i 在第 t 次和 $t+1$ 次迭代中于第 j 维空间所处的位置. $\Phi(0, \sigma^2)$ 是一个方差为 σ^2 的高斯分布, σ^2 表达式为:

$$\sigma^2 = \begin{cases} 1 & \text{if } f_{ir} \leq f_{kr} \\ \exp\left(\frac{f_{kr} - f_{ir}}{|f_{ir}| + \epsilon}\right) & \text{else} \end{cases}, \quad k \in [1, N_R], k \neq i \quad (2)$$

式(2)中, f_{ir} 和 f_{kr} 代表公鸡粒子 i 和公鸡粒子 k 的适应度值, ϵ 是一个极小的常数,用来保证分母有意义, N_R 为整个鸡群公鸡粒子数目, k 为所有公鸡粒子中除去 i 后的任一个体,当公鸡粒子 i 的适应度值好于公鸡粒子 k 的适应度值,方差 σ^2 为1,公鸡粒子 i 的搜索空间变大,反之 σ^2 降低,公鸡粒子 i 的搜索空间缩小.

母鸡粒子将跟随其子群的公鸡粒子进行搜索,同时也跟随其他子群的公鸡粒子进行搜索,其位置更新公式如式(3):

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + C_1 \cdot \theta \cdot (x_{r_1,j}(t) - x_{i,j}(t)) + C_2 \cdot \theta \cdot (x_{r_2,j}(t) - x_{i,j}(t)) \quad (3)$$

式(3)中, $x_{r_1,j}(t)$, $x_{r_2,j}(t)$ 分别代表母子粒子所属子群的公鸡粒子和其他子群的公鸡粒子的位置信息. C_1 和 C_2 分别代表母鸡粒子参考自身子群和其他子群的权重,表达式如式(4)和式(5):

$$C_1 = \exp((f_{ih} - f_{r_1}) / (\text{abs}(f_i + \epsilon))) \quad (4)$$

$$C_2 = \exp((f_{r_2} - f_i)) \quad (5)$$

式(4)中, f_{ih} 和 f_{r_1} 分别代表母鸡粒子 i 和所属子群公鸡粒子 r_1 的适应度值, f_{r_2} 代表其他子群公鸡粒子的适应度值.

小鸡粒子仅跟随其子群的妈妈母鸡粒子进行搜索,其位置更新公式如式(6):

$$x_{i,j}(t+1) = x_{i,j}(t) + F \cdot (x_{m,j}(t) - x_{i,j}(t)) \quad (6)$$

式(6)中, $x_{m,j}(t)$ 代表小鸡粒子所跟随妈妈母鸡粒子的位置信息. F 为跟随系数,表示小鸡粒子跟随妈妈母鸡粒子寻找食物.

2.2 随机惯性权重和固定学习因子的改进鸡群算法

由于小鸡粒子只跟随其妈妈母鸡粒子进行搜索,当妈妈母鸡粒子陷入局部最优时,小鸡也会陷入局部最优,从而导致整个鸡群算法陷入局部最优.

在小鸡粒子位置更新中加入随迭代次数递减的自身惯性权重和向所在子群中公鸡粒子学习部分,能够在一定程度上避免算法陷入局部最优,但随迭代次数指数递减的惯性权重如果在算法初期找不到最优解,算法将收敛不到最优解,而随机惯性权重是一个随机数,在整个算法运行期间都可以获得较大或较小的权重值,避免算法陷入局部最优.

本文在小鸡粒子位置更新中加入随机惯性权重和固定学习因子,改进后的小鸡粒子位置更新公式如式(7):

$$x_{i,j}(t+1) = w \cdot x_{i,j}(t) + F \cdot (x_{m,j}(t) - x_{i,j}(t)) + C \cdot (x_{r,j}(t) - x_{i,j}(t)) \quad (7)$$

式(7)中, $x_{m,j}(t)$ 代表小鸡粒子所跟随妈妈母鸡粒子的位置信息, $x_{r,j}(t)$ 代表妈妈母鸡粒子自身所在子群中的公鸡粒子位置信息, C 为学习因子, 表示小鸡粒子向自身所在子群中公鸡粒子学习的程度, w 为小鸡粒子自身惯性权重, 本文采用随机惯性权重, w 的计算如式(8).

$$\begin{cases} \omega = \mu + \sigma * N(0,1) \\ \mu = \mu_{\min} + (\mu_{\max} - \mu_{\min}) * \xi \end{cases} \quad (8)$$

式(8)中, $N(0,1)$ 表示标准正态分布的随机数, ξ 表示 0 到 1 之间的随机数.

随机惯性权重和固定学习因子的改进鸡群算法流程图如图 1 所示, 具体步骤如下:

(1) 初始化鸡群 x , 定义公鸡粒子个数 N_R , 母鸡粒子个数 N_H , 小鸡粒子个数 N_C , 妈妈母鸡粒子个数 N_M 等相关参数;

(2) 设置适应度函数, 计算鸡群粒子的适应度值, 设定粒子当前最好位置和鸡群全局最好位置, 鸡群算法迭代次数 $t = 1$;

(3) 如果 $t/G = 1$ (即当前为第一代), 排序适应度值, 建立鸡群等级制度, 将鸡群分成数个子群并确定母鸡粒子和小鸡粒子的对应母子关系, 其中, G 表示开始更新等级制度、支配关系和母子关系的代数;

(4) 利用公式(1)~(6)分别更新公鸡粒子、母鸡粒子和小鸡粒子位置并计算每个粒子的适应度值;

(5) 更新鸡群的粒子当前最好位置和鸡群全局最好位置;

(6) 令 $t = t + 1$, 若达到迭代次数, 则停止迭代, 得到最优位置(最优解), 否则转到步骤(3).

3 基于模拟退火的改进鸡群优化算法

模拟退火思想最早由 N. Metropolis 等人提出, 利用物理中固体物质退火过程与一般组合优化问题间的相似性去解决优化问题^[8]. 给定初始温度 T_0 , 伴随温度逐渐下降, 不断产生新状态, 以一定概率接受或舍弃新状态, 最终固体内粒子逐渐趋于有序, 得到平衡状态. 这种以概率接受新解的特性可以有效避免搜索进入局部极值, 大大改

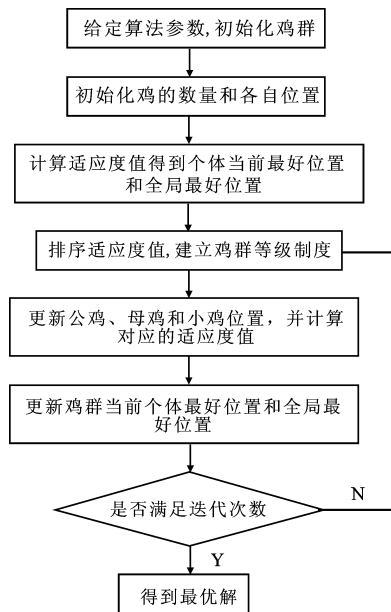


图 1 RWCSO 算法流程图

善搜索性能^[9].

本文基于加入随机惯性权重和固定学习因子的改进鸡群算法, 对改进鸡群算法陷入停滞状态时已寻找到的全局最优解采用模拟退火, 构建基于模拟退火的改进鸡群优化算法 (Improved Chicken Swarm Optimization Based on Simulated Annealing, SA-ICSO), 在改进鸡群算法陷入停滞状态时对已经寻找到的全局最优解进行领域搜索, 跳出局部最优解, 继续搜索更好的解, SA-ICSO 流程图如图 2 所示.

具体步骤如下:

(1) 初始化鸡群 x , 定义公鸡个数 N_R , 母鸡个数 N_H , 小鸡个数 N_C , 妈妈母鸡个数 N_M , 鸡群算法迭代次数 $t = 1$, 鸡群算法最大迭代次数 $T_{\max}$ 等相关参数;

(2) 设置适应度函数, 评价鸡群粒子适应度值, 得到鸡群粒子当前最好位置和全局最好位置;

(3) 判断全局最优解是否停滞或达到指定迭代次数, 若满足则转至步骤(6);

(4) 令 $t = t + 1$, 若达到 $T_{\max}$ 转至步骤(6);

(5) 利用公式(1)~(6)更新鸡群中粒子的位置, 转到 2);

(6) 设置退火初始温度 T_0 , 温度冷却系数, 退火当前迭代次数 $t_1 = 1$, 最大退火循环次数 $T_{1\max}$;

(7) 在得到解的邻域内随机选择新解, 计算两个解的适应度值, 并根据 Metropolis 准则更新解;

(8) 在该温度下判断解是否达到要求, 若不满足

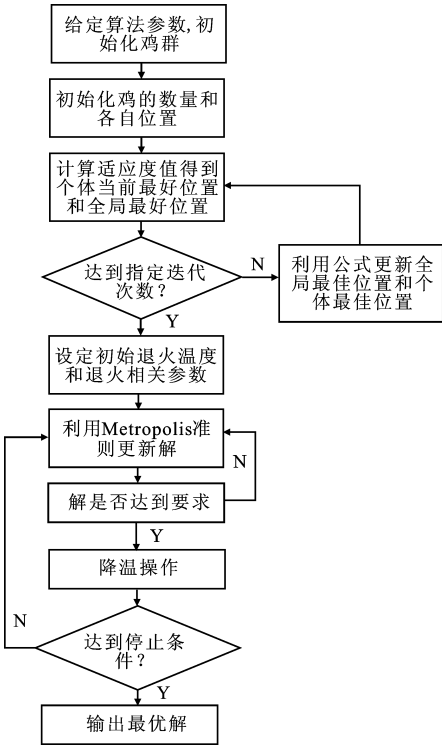


图 2 SA-ICSO 算法流程图

足则令 $t_1 = t_1 + 1$, 若 t_1 没有达到 $T_{\max}$ 转到步骤 (7);

(9)降温, 返回步骤(7), 直到获得理想解或达到迭代次数.

4 实验仿真分析

4.1 算法参数设置

Sphere 函数、Ackley 函数、Rastrigrin 函数和 Griewank 函数 4 个经典测试函数^[10]如表 1 所示, 它们常用来检验算法性能. 基于这 4 个经典测试函数验证本文 SA-ICSO 算法的性能, 并与粒子群算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)、CSO 算法、DWCSO 算法和 RWCSO 算法进行对比分析. 五种算法对每个测试函数的独立运行次数、单次运行的最大迭代次数、种群规模设置都相同, 分别为 20 次, 1 000 次, 100 个, 其他参数设置如表 2 所示, 分别在 30 维和 100 维情况下对五种算法进行实验.

表 1 经典测试函数

函数名称	取值范围	最优值
Sphere	$[-100, 100]$	0
Ackley	$[-32, 32]$	0
Rastrigrin	$[-5, 12, 5, 12]$	0
Griewank	$[-600, 600]$	0

表 2 算法相关参数设置

算法	参 数
PSO	$c_1=1.5, c_2=1.5$
CSO	$G=10, N_M=0.5N_H, N_R=0.15N$ $N_H=0.7N, N_C=N-N_R-N_H$
DWCSO	$G=10, N_M=0.5N_H, N_R=0.15N$ $N_H=0.7N, N_C=N-N_R-N_H, C=0.4$
RWCSO	$G=10, N_M=0.5N_H, N_R=0.15N$ $N_H=0.7N, N_C=N-N_R-N_H, C=0.4$
SA-ICSO	$G=10, N_M=0.5N_H, N_R=0.15N$ $N_H=0.7N, N_C=N-N_R-N_H$ $C=0.4$, 温度冷却系数为 0.5, $p_r=0.2$

表 2 中 SA-ICSO 算法初始温度采用基于适应度和接受概率的温度初始化方法, 由式(9)决定:

$$T_0 = - \frac{\Delta f}{\log p_r} \tag{9}$$

式(9)中, Δf 为初始计算的最大、最小适应度值的差值, p_r 为初始接受概率.

4.2 仿真分析

五种算法在 30 维和 100 维情况下对每个测试函数独立运行 20 次, 得到结果表明对于 Sphere 函数, 在 30 维和 100 维时, SA-ICSO 算法寻优结果均好于其他四种算法; 对于 Ackley 函数, 30 维时 DWCSO 和 SA-ICSO 均可达到全局最优值, 100 维时 DWCSO 无法得到全局最优值, 但 SA-ICSO 算法仍能达到全局最优; 对于 Rastrigrin、Griewank 函数, 30 维时除了 PSO 外都能达到全局最优值, 在 100 维时, 除了 PSO 和 CSO 外都能达到全局最优.

对于 Sphere 测试函数, 无论 30 维还是 100 维, SA-ICSO 算法收敛速度均好于其他四种算法; 对于 Griewank 测试函数和 Rastrigrin 测试函数, 在 30 维和 100 维, 虽然 SA-ICSO 不是唯一能达到最优解的算法, 但在收敛速度上好于其他四种算法; 对于 Ackley 函数, 在 30 维和 100 维, SA-ICSO 算法收敛速度均好于其他四种算法.

5 结束语

为克服鸡群算法因小鸡粒子易陷入局部最优而无法取得全局最优解问题, 本文提出在小鸡粒子中加入随机惯性权重和固定学习因子, 然后使用模拟退火算法在改进的鸡群算法陷入停滞状态时对已经寻找到的全局最优解进行领域搜索. 仿真结果表明, 本文提出的基于模拟退火的改进鸡群优化算法不易陷入局部最优, 与粒子群算法、鸡群算法和改进鸡群算法相比, 收敛速度更快, 精度更高, 是一种优化能力强, 可靠性高的全局寻优算法.

进而提高了消息投递成功率.

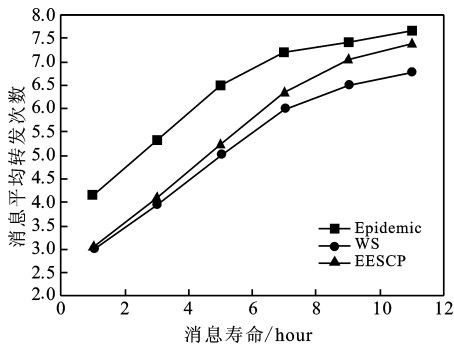


图 4 消息平均转发次数

5 结束语

本文针对采用接触预测机制的机会网络休眠调度算法中存在的相遇预测不准确和移动重叠的调度时间后接触概率较低的问题,提出了一种基于接触概率的机会网络低时延休眠调度算法 LDSCP.该算法通过精准预测机制在当前错失相遇的调度时间前后预测下次相遇的唤醒时间,保证了下次相遇的准确度,提高了消息的投递成功率,而且对重叠后的唤醒调度时间采用相遇概率最大化机制来提高相遇机会,减小消息投递时延.理论分析和仿真结果验证了 LDSCP 算法的有效性.

参考文献:

[1] Xiong Y P, Sun L M, Niu J W, et al. Opportunistic networks[J]. Journal of Software, 2009, 20 (1): 124-137.

(上接第 33 页)

参考文献:

[1] Meng Xianbing, Liu Yu, Gao Xiaozhi, 用. A new bio-inspired algorithm: chicken swarm optimization[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2014 (8794): 86-94.

[2] Jeong Jung Kim; Ju Jang Lee. Trajectory optimization with particle swarm optimization for manipulator motion planning[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2015, 11(3): 620-631.

[3] 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.

[4] 林蔚天,许伟,顾幸生. 基于随机学习因子混沌 PSO 算法的甲醇合成转化率测量[J]. 化工学报, 2012, 63(9): 2899-2903.

[5] 敖永才,师奕兵,张伟,等. 自适应惯性权重的改进粒子群算法[J]. 电子科技大学学报, 2014, 43(6): 874-880.

[6] Anupam Biswas, Lakra A V, Sharad Kumar, et al. An improved random inertia weighted particle swarm optimization[C] //Computational and Business Intelligence

[2] Zhou H, Zhao H, Chen J, et al. Adaptive working schedule for duty-cycle opportunistic mobile networks [J]. IEEE Transactions on Vehicular Technology, 2014, 63(9):4694-4703.

[3] Ko H, Oh S, Kim C. Adaptive, asynchronous rendez-vous protocol for opportunistic networks [J]. Electronics Letters, 2012, 48(8):462-464.

[4] 付凯,夏靖波,尹波. DTN 中一种基于接触时间的休眠机制[J]. 计算机科学, 2013, 40(2): 87-90.

[5] Wei Gao, Qinghua Li. Wakeup scheduling for energy-efficient communication in opportunistic mobile networks [C]// 2013 Proceedings IEEE INFOCOM. Italy, Turin, 2013:2058-2066.

[6] 吴大鹏,杨正川,刘乔寿,等. 带有相遇预测的自适应路由机制[J]. 重庆邮电大学学报:自然科学报, 2013, 25(3):368-371.

[7] Keränen A, Ott J, Kärkkäinen T. The ONE simulator for DTN protocol evaluation [C]//Proceedings of the 2nd international conference on simulation tools and techniques. ICST. USA, Colorado, 2009: 55.

作者简介:

任智男, (1971-), 博士后, 教授, 博士生导师. 研究方向为宽带自组网与无线通信.

王中永(通讯作者) 男, (1988-), 硕士研究生. 研究方向为基于博弈论的机会网络路由算法. E-mail: lim182@163. com.

武杨男, (1990-), 硕士研究生. 研究方向为机会网络.

李季碧女, (1975-), 讲师. 研究方向为机会网络.

(ISCBI'13). India, New Delhi, 2013:96-99.

[7] 刘春波. 混合模拟退火算法的研究及其在电机优化设计中的应用[D]. 广州:中山大学, 2010.

[8] Sarah Lyden, Md Enamul Haque. A simulated annealing global maximum power point tracking approach for PV modules under partial shading conditions[J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2016, 31 (06): 4171-4181.

[9] 吴进华,吴华丽,周仕. 基于模拟退火的粒子群优化算法[J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(8): 50-53.

[10] 李田来,刘方爱,王新华. 基于分治策略的人工蜂群算法[J]. 控制与决策, 2015, 30(2): 316-320.

作者简介:

李振璧男, (1959-), 教授. 研究方向为信息处理、智能控制.

王康(通讯作者) 男, (1991-), 硕士研究生. 研究方向为智能算法、模式识别. E-mial: lampardwk8@163. com.

姜媛媛女, (1982-), 副教授. 研究方向为先进算法与控制、模式识别.