



关于人工蜂群算法的认识

Knowledge about Artificial Bee Colony (ABC)

Wins-M 1800000000

Guanghua School of Management, Peking University, 100871

【摘要】人工蜂群算法是一类模仿自然界蜜蜂行为的优化方法，属于集群智能思想的应用范畴。它无需附加问题的特殊信息，而是通过各人工蜂单位的局部寻优行为，对问题的解进行优劣比较，最终找到群体中的全局最优值。目前，人工蜂群算法在改进中不断被应用于多目标优化、组合优化、资源调度、图像处理等诸多领域，在基础理论、算法混合和应用领域等方面存在较大的发展空间。

【关键词】人工蜂群；觅食行为；群体智能；ABC 算法

0 引言

人工蜂群算法(Artificial Bee Colony, ABC)是继粒子群算法、遗传算法和蚁群算法后由土耳其学者 Karaboga 于 2005 年提出的一种新的群体智能算法。该算法与其他群体智能算法类似，也是根据仿生学技术，模拟自然界中生物群在无控制情况下实现自组织、自适应行为而提出的一种人工智能模式。近年来，人工蜂群算法作为一种新兴的智能算法，因其具有原理简单、控制参数少、灵活性强、适应度高、鲁棒性强[1]等特点深受学者喜爱，被广泛应用于工程问题的解决。

顾名思义，人工蜂群算法是模仿蜜蜂行为提出的一种优化方法，是集群智能思想的一类具体应用。其主要特点在于，在求解群体中全局最优值时，不需要特殊信息而只要对问题进行优劣比较，通过所谓的人工蜂群个体的局部行为进行寻优。Karaboga 最早将 ABC 算法应用于解决多变量函数优化问题。

1 人工蜂群算法原理

1.1 人工蜂群算法的自然来源

自然界的蜂群中蜜蜂有蜂王（负责繁衍）、雄蜂（负责交配）、工蜂（负责保育、筑巢、采蜜等，数量最多）三种的分工。工蜂中的采蜜蜂执行采蜜行为，即飞离蜂巢搜寻蜜源，选择质量上乘的花蜜加以采集，储存花蜜并带回蜂巢等等[2]，其中以觅食行为最为重要。

工蜂的觅食行为中存在花蜜源、被雇佣蜂和未被雇佣蜂三种要素[3]。一只未被雇佣的工蜂（侦察蜂）在找

到花蜜源后转变为引领蜂，携带花蜜源位置与质量的信息回到巢穴，并选择以下行为：

- ① 放弃食物源，重新成为侦察蜂；
- ② 跳舞以传递信号招募更多工蜂成为跟随蜂，回到食物源采蜜；
- ③ 继续在同一食物源采蜜而不进行招募。

当食物源的质量排名靠前时，引领蜂将招募到更多的跟随蜂到食物源附近搜索新的食物源；当食物源的质量排名居中时，引领蜂即转变为跟随蜂，并将按某种选择机制选择引领蜂，跟随该引领蜂到其对应的食物源附近进行搜索；当该食物源的质量排名靠后时，该侦察蜂将放弃搜索到的食物源，再次成为侦察蜂在解空间开展新一轮的随机搜索[4]。

1.2 人工蜂群算法的基本原理

在基本的ABC算法中，与自然界中工蜂觅食行为对应的算法流程如下：

- ① 算法开始，初始化种群派出人工侦察蜂搜索食物源，采用贪心算法评估其质量得到对应适应度值；
- ② 所有人工侦察蜂结束搜寻后，各人工跟随蜂根据新的适应度值信息选择合适的食物源，对其进行邻域搜索，适应度值越高的食物源被选中的概率越大；
- ③ 适应度低的人工侦察蜂将继续随机搜索食物源，并评估所有蜜蜂搜索到的适应度值；
- ④ 单个人工蜂达到最大循环值时，停止搜索，反馈局部最优；
- ⑤ 所有人工蜂停止循环，输出最优解，算法结束。

在利用ABC算法求解最优化问题时，食物源位置代表问题可行解，食物源质量代表优化问题适应度值，工蜂搜索最大收益度食物源的过程代表求最优解

过程, 最适应度食物源代表优化问题最优解。

1.3 人工蜂群算法的基础模型

以下式 (1) 初始化, 随机产生 SN 个解

$$x_{ij} = (x_{ij})_{\min} + rand(0,1) \left((x_{ij})_{\max} - (x_{ij})_{\min} \right). \quad (1)$$

引领蜂和跟随蜂以下式 (2) 进行解的更新

$$v_{ij} = x_{ij} + r_{ij}(x_{ij} - x_{kj}). \quad (2)$$

其中 v_{ij} 代表在 x_{ij} 附近产生一个新解, $k \in \{1, 2, \dots, SN\}$, k 和 j 都是随机选取, k 是 i 邻域的一个解, 所以 k 不能等于 i ; $r \in [-1, 1]$ 是随机数, 它控制 x_{ij} 邻域的生长范围。

跟随蜂对解的选择是通过观察引领蜂的摇摆舞来判断解的适应度值, 并依据选择概率大小来选择跟随哪个引领蜂。适应度值 fit_i 和选择概率 p_i 计算公式如下:

$$fit_i = \begin{cases} \frac{1}{1 + f_i}, & f_i > 0 \\ 1 + |f_i|, & f_i \leq 0 \end{cases}, \quad p_i = \frac{fit_i}{\sum_{i=1}^{SN} fit_i}. \quad (3)$$

其中, f_i 是第 i 个解的目标函数值。

此外, 还应该设定一个 $limit$ 值, 某处解在连续循环 $limit$ 次后如未进一步改善, 则认为该解已达到局部最优, 退出循环并记录。假设被放弃的是解 x_i , 则通过 (1) 式得到一个新解代替原来的 x_i 。

2 人工蜂群算法的改进与应用

目前, 针对人工蜂群算法的研究已日趋成熟。对于群体算法后期收敛速度慢、易陷入局部最优等共性缺点, 也衍生了许多 ABC 算法的改进。例如在算法初始化 (式 (1)) 中引入混沌算法、二进制、量子化等编码方式, 解决了算法在初始化阶段存在不确定因素致使初始搜寻位置分布不均的问题, 同时也一定程度上提高了寻优速度; 在更新公式 (式 (2)) 中引入最优引导、添加项、变参数、多公式组合等方法, 平衡了算法更新策略中的探索偏向和开发偏向; 在算法的重新初始化中融入反向学习、混沌算法等方法, 化解了侦查蜂再初始化的盲目性; 另外, 也存在几种算法互补优缺的融合方式和蜜蜂寻优过程中数量逐渐减小等改进方法 [5]。

在应用方面, 除函数优化外, 人工蜂群算法已被推

广到更多领域。如组合优化领域中的 0-1 背包问题, 任务可拆分项目调度问题, 炼钢连铸调度优化问题以及经济领域的调度问题 [6]。

随着近年来的诸多发展, ABC 算法在多目标优化、组合优化、图像处理、资源调度、神经网络训练以及实际工程应用等众多方面取得了理想的应用效果。这些初步应用体现了人工蜂群算法在求解复杂优化问题方面的优越性。

3 人工蜂群算法存在的不足

虽然人工智能算法在诸多领域中展现出其发展前景, 但是某些方面仍存在问题。

与大多数群体智能算法类似, ABC 算法容易陷入局部最优。一种避免的办法是增加种群多样性, 但显而易见, 这一方法会延长计算时间, 影响收敛速度。在搜索高维空间时, ABC 算法更容易陷入局部最优, 并且相较于其他智能算法 (如 DE 算法、PSO 算法), ABC 算法的收敛速度相对缓慢。

此外, 人工蜂群算法未能完善地解决非线性参数估计问题, 在与其他算法的混合应用中也尚存许多发展空间。就此, 未来 ABC 算法的研究将集中在算法基础理论研究、混合算法研究和算法应用研究。

4 参考文献

- [1] KARABOGA D, BASTURK R On the performance of artificial bee colony algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(1): 687—697.
- [2] 王慧颖, 刘建军, 王全洲. 改进的人工蜂群算法在函数优化问题中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(19): 36—39.
- [3] 魏红凯. 人工蜂群算法及其应用研究[D]. 北京: 北京工业大学, 2012.
- [4] Tom M. Mitchell. 机器学习[M]. 曾华军, 张银奎, 等译. 北京: 机械工业出版社, 2003.
- [5] 霍凤财, 杜颖, 刘洋. 人工蜂群算法及其应用 [J]. 吉林大学学报 (信息科学版), 2016, 34 (4): 1671-5896.
- [6] BULUTO, TASGETIREN M F. An Artificial Bee Colony Algorithm for the Economic Lot Scheduling Problem [J]. International Journal of Production Research, 2013, 52(4): 1150-1170.