

# 基于信息熵的改进狮群算法及其在组合优化中的应用

李彦苍, 巩翔宇

(河北工程大学土木工程学院, 河北邯郸 056038)

**摘要:** 狮群算法是一种具有较强寻优能力的群智能算法. 为了克服基本狮群算法中因狮王替换的长周期性导致收敛速度较慢, 幼狮选择策略较盲目导致的前期遍历性不足, 幼狮步长扰动因子受解空间影响过大和算法后期局部收敛速度慢等缺陷; 本文在原始狮群算法的基础上改良了狮王的替换策略和幼狮选择的概率, 引入信息熵分别控制不同幼狮的步长, 引入狮王稳定因子解决幼狮后期选择的盲目性, 并适当调整狮群整体构成方式. 由信息熵的值来度量狮群算法中幼狮选择的不确定性, 通过设置不同的扰动因子达到控制算法中不同幼狮的移动范围, 实现算法的自适应调节并增大算法的鲁棒性. 仿真实验、桁架优化算例和TSP问题求解对比验证了改进算法的有效性. 该研究为组合优化问题的求解提供了一种新的思路和方法.

**关键词:** 群智能; 狮群算法; 信息熵; 组合优化

**中图分类号:** TP301.6      **文献标识码:** A      **文章编号:** 0372-2112(2021)08-1577-09

**电子学报 URL:** <http://www.ejournal.org.cn>      **DOI:** 10.12263/DZXB.20200143

## An Improved Lion Swarm Algorithm Based on Information Entropy and Its Application in Combinatorial Optimization

LI Yan-cang, GONG Xiang-yu

(College of Civil Engineering, Hebei University of Engineering, Handan, Hebei 056038, China)

**Abstract:** Lion swarm algorithm is a kind of group intelligent algorithm with strong optimization ability. In order to overcome the slow convergence speed caused by the long periodicity of Lion King replacement in the basic lion group algorithm, the insufficient earlier ergodicity due to the blind selection strategy of young lion, and the slow local convergence speed in the later stage of the algorithm, the replacement strategy of Lion King and the selection probability of lion cubs were improved based on the original lion swarm algorithm. The information entropy was introduced to control the step length of different lion cubs, the Lion King Stabilizer factor was introduced to solve the blindness of lion cubs' later selection, and the overall composition of lion group was adjusted appropriately. The value of information entropy was used to measure the uncertainty of young lion selection in the lion group algorithm. Different disturbance factors were set to achieve the moving range of different young lions in the control algorithm, so as to realize the adaptive adjustment of the algorithm and increase the robustness of the algorithm. The effectiveness of the improved algorithm was verified by simulation, TSP and truss optimization. This study provides a new idea and method for solving structural optimization problems.

**Key words:** swarm intelligence; lion swarm optimization; information entropy; combinational optimization

### 1 引言

生物在自然界中根据所接收的信息对自己的行为进行调整, 体现出群智能的特征. 群智能系统可视为一种个体与群体、环境之间的信息交流. 虽然个体间遵循简单的规则, 但全局层面上却表现出智能的特性.

在20世纪90年代, 蚁群、粒子群等经典算法被提出后, 人工蜂群算法<sup>[1]</sup>、狼群算法<sup>[2]</sup>等相继被提出, 并出现了大量的改进算法<sup>[3-5]</sup>. 它们为很多复杂的优化问题提供了求解思路, 加强了人们处理优化问题的能力.

狮群算法 (Lion Swarm Optimization) 最早由印度学者 Rajakumar 提出<sup>[6]</sup>, 后国内外学者对该算法进行了进一步研究<sup>[7]</sup>. 中国学者刘生建等人<sup>[8,9]</sup>提出了一种新的狮群算法, 并提出了求解背包问题的二进制狮群算法. 张聪明等人<sup>[10]</sup>将狮群算法成功应用于光伏最大功率应用实验. 刘振等人<sup>[11]</sup>提出一种局部搜索能力增强的狮群算法. 甘福宝等人<sup>[12]</sup>将狮群算法用于改进二维 Otsu 算法, 并将其应用于输送带断裂检测. 李晓东<sup>[13]</sup>将狮群算法与遗传算法结合并将之有效应用于选址问题. 杨艳等人<sup>[14]</sup>提出一种贪心二进制狮群算法并成功应用于多维背包问题.

本文通过重点分析刘生建等人提出的狮群算法, 提出了采用变概率的方法改善幼狮的选择策略, 引入信息熵调整幼狮步长扰动因子, 并引入狮王稳定子来避免算法后期幼狮选择的不稳定性, 改良狮王的替换策略, 通过调整重新排序次数使狮群结构自适应调整, 避免了算法后期无效的迭代, 加快了算法的收敛速度. 最终算法运算速度加快, 收敛精度提高且稳定性变好. 仿真结果、桁架优化和 TSP 问题的算例验证了改进算法的有效性.

## 2 狮群算法

### 2.1 狮群算法基本原理

狮群被分为狮王、母狮、幼狮三种. 主要思想如下: 初始时, 狮王拥有最佳适应度; 母狮相互配合捕猎, 遇到更优质猎物让与狮王; 幼狮会随机跟随狮王、母狮进食或被赶出狮群, 被驱赶的幼狮会努力朝记忆中的最佳位置靠近, 体现出精英反向学习策略<sup>[15]</sup>.

狮王按式(1)更新位置:

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \mathbf{g}^k (1 + \gamma \|\mathbf{p}_i^k - \mathbf{g}^k\|) \quad (1)$$

母狮按式(2)更新位置:

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \frac{\mathbf{p}_i^k + \mathbf{p}_c^k}{2} (1 + \alpha_f \gamma) \quad (2)$$

幼狮按式(3)选择:

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \begin{cases} \frac{\mathbf{g}^k + \mathbf{p}_i^k}{2} (1 + \alpha_c \gamma), & q \leq \frac{1}{3} \\ \frac{\mathbf{p}_m^k + \mathbf{p}_i^k}{2} (1 + \alpha_c \gamma), & \frac{1}{3} < q < \frac{2}{3} \\ \frac{\bar{\mathbf{g}}^k + \mathbf{p}_i^k}{2} (1 + \alpha_c \gamma), & \frac{2}{3} \leq q \leq 1 \end{cases} \quad (3)$$

$$\bar{\mathbf{g}}^k = \overline{\text{low}} + \overline{\text{high}} - \mathbf{g}^k \quad (4)$$

其中,  $\gamma$  是依照  $N(0, 1)$  产生的随机数;  $\mathbf{p}_i^k$  为第  $i$  只狮子第  $k$  代的历史最优位置;  $\mathbf{g}^k$  表示第  $k$  代群体最优位置;  $\bar{\mathbf{g}}^k$  为第  $i$  只幼狮被驱赶的位置,  $\overline{\text{low}}$  和  $\overline{\text{high}}$  分别为各维的最小和最大值均值;  $\mathbf{p}_m^k$  为幼狮跟随母狮的第  $k$  代历史最佳位置;  $q$  为依照均匀分布  $U(0, 1)$  产生的随机值;  $\alpha_c$  为幼

狮移动范围扰动因子, 起到增大或减小幼狮移动范围的作用. 狮群算法中  $\alpha_c$  定义如下:

$$\alpha_c = \text{step} \left( \frac{T-t}{T} \right) \quad (5)$$

$$\text{step} = 0.1(\overline{\text{high}} - \overline{\text{low}}) \quad (6)$$

step 表示最大步长. 每隔 10 次重置各只狮子, 其中最优解为狮王, 之后依次是母狮和幼狮.

### 2.2 狮群算法的优缺点分析

狮群算法的核心在于平衡五种寻优方式, 前四种分别体现在算法的核心公式中: ①母狮围杀猎物, 使算法在局部最优解之间寻优, 充分利用解函数的特征, 尽量多地找到并利用解空间中的“脊”, 增加找到新的局部最优解的可能性; ②幼狮跟随狮王进食, 增强算法在最优值处的收敛精度; ③幼狮跟随母狮捕猎, 使算法尽可能多地在找到的局部最优解附近搜索, 提高在局部最优解附近的收敛精度; ④幼狮被驱逐和狮王在群体最优位置缓慢移动, 体现出狮王控制整个群体的走向, 以“精英反向学习策略”使各只狮子的位置逐渐收敛成一条“直线”, 以种群的整体缓慢移动大大提高收敛的精度. 在每一次迭代寻优中, 前三种体现出彼此“接近”的特征, 第四种寻优方式体现出彼此“远离”的特征. 这样, 由于狮群算法独特的“接近”和“远离”的方式, 前四种收敛方式便使得狮子由解空间中的“散点”逐步向一条“直线”收拢.

从狮群算法的流程来看, 第五种寻优方式体现在算法中个体的重新确定上. 本文分析认为重新选定的次数与方式极其重要. 由于狮群算法以个体的历史最优位置为指导寻优, 且前四种寻优方式相对独立, 算法中个体的重新确定使前四种寻优方式联系了起来.

将狮群算法的整个收敛过程大致分为三个阶段: 前期遍历搜索阶段, 以下简称“第一阶段”; 中期向一条“线”集中收敛阶段, 简称“第二阶段”; 后期向一个“点”集中寻优阶段, 简称“第三阶段”.

由于狮子活动范围内移动的最大步长  $\text{step} = 0.1(\overline{\text{high}} - \overline{\text{low}})$  与解空间的大小呈正相关性, 而它直接决定了本应与解空间大小无关的扰动因子  $\alpha_c$  和  $\alpha_f$ . 这样当解空间较大时算法只能在解空间边缘寻优, 解空间较小时扰动又不明显, 因而扰动因子需要改进.

综上, 分析出狮群算法有以下不足:

第一, 幼狮选择过于盲目, 以均等的概率选择跟随狮王, 跟随母狮, 或被驱逐.

第二, 参数设定不合理. 在第一阶段, 主要目的是遍历解空间, 跟随母狮的幼狮多一些好; 被驱逐的幼狮集中在一个“点”的附近, 对前期遍历不利, 此时少一些好. 重新排序的频率低一些好, 否则过快的种群间迭代

会使局部最优收敛不充分时被舍弃. 第三阶段需要提高寻优精度,重新排序的频率要高一些,慢速更新狮王位置不利于后期精度.

第三,幼狮被划分为三种完全不同的类型,移动范围扰动因子却一样,分开考虑会使寻优能力更强,且移动范围扰动因子不应和解空间范围正相关,分阶段考虑更加合理.

第四,当相对最优值大于整体最优值后,由于整体最优解不能及时替换,要等到大约 10 个循环周期后才重新确定个体,这样减慢了算法的收敛速度且误导了种群整体的收敛方向.

第五,第三阶段幼狮行为的不稳定导致算法迭代后期出现了较多无效的运算,不利于提高收敛精度.

### 3 改进狮群算法

为使改进算法今后在工程研究中更具实际意义,本文改进算法遵循不增加适应度函数调用次数的原则进行.

首先在迭代寻优前加入记录上一次狮王历史最优位置的  $\mathbf{g}'$ ,并加入狮王稳定判别量  $\text{flag}_1$ . 当下一次寻优后狮王历史最优位置若不发生改变,则  $\text{flag}_1$  增加 1,若狮王历史最优位置发生改变,则  $\text{flag}_1$  清零.

接下来在循环中设置重新排序的次数:

$$\text{rerank} = 0.2m - \text{iter} \quad (7)$$

当  $\text{rerank}$  小于 1 时其值取为 1,其中  $m$  为最大迭代次数,  $\text{iter}$  为当前迭代次数. 大量实验表明,0.2 取值较为合理,种群密度或迭代次数较少的情况下可以保证收敛性.

为解决原狮群算法步长扰动因子和解空间的大小正相关的问题,删掉  $\text{step} = 0.1(\text{high} - \overline{\text{low}})$ ,改为实时求解的二阶范数限制最大步长并将其归一化:

$$\begin{cases} s_1^k = \frac{\|\mathbf{g}^k - \mathbf{p}_i^k\|_2}{(\text{high} - \overline{\text{low}})} \\ s_2^k = \frac{\|\mathbf{p}_m^k - \mathbf{p}_i^k\|_2}{(\text{high} - \overline{\text{low}})} \\ s_3^k = \frac{\|\bar{\mathbf{g}}^k - \mathbf{p}_i^k\|_2}{(\text{high} - \overline{\text{low}})} \end{cases} \quad (8)$$

$$s_m^k = \frac{\|\mathbf{p}_i^k - \mathbf{p}_c^k\|_2}{(\text{high} - \overline{\text{low}})} \quad (9)$$

其中,  $s_i^k (i=1,2,3)$  为第  $k$  次迭代时幼狮历史最优位置与它们选择的相应狮王、母狮和被驱逐位置的归一化距离;  $s_m^k$  为第  $k$  次迭代时母狮历史最优位置和随机选择的另一只母狮历史最优位置归一化后的距离. 由此改

进增加的时间复杂度为  $O(nm)$ .

将式(1)调整为

$$\mathbf{x}_i^{k+1} = \begin{cases} \frac{\mathbf{g}^k + \mathbf{p}_i^k}{2}(1 + \alpha_1 \gamma), & 0 < p \leq u_1 \\ \frac{\mathbf{p}_m^k + \mathbf{p}_i^k}{2}(1 + \alpha_2 \gamma), & u_1 < p \leq u_2 \\ \frac{\bar{\mathbf{g}}^k(1 + 0.1s_3^k \gamma_i) + \mathbf{p}_i^k}{2}(1 + \alpha_3 \gamma), & u_2 < p \leq u_3 \end{cases} \quad (10)$$

其中,

$$\begin{cases} u_1 = \frac{1+w}{3} + \frac{1}{3}c_1 \text{sign}(\delta_1) \\ u_2 = \frac{2+2w}{3} + \frac{1}{3}c_1 \text{sign}(\delta_1) + \frac{1}{3}c_2 \text{sign}(\delta_2) \\ u_3 = 1+w + \frac{1}{3}c_1 \text{sign}(\delta_1) + \frac{1}{3}c_2 \text{sign}(\delta_2) + \frac{1}{3}c_3 \text{sign}(\delta_3) \end{cases} \quad (11)$$

参数  $c_i (i=1,2,3)$  和  $R$  的计算如下:

$$R = \text{abs}(\delta_1) + \text{abs}(\delta_2) + \text{abs}(\delta_3) \quad (12)$$

$$\begin{cases} c_1 = \frac{\text{abs}(\delta_1)}{R} \\ c_2 = \frac{\text{abs}(\delta_2)}{R} \\ c_3 = \frac{\text{abs}(\delta_3)}{R} \end{cases} \quad (13)$$

其中,  $\gamma$  是依照正态分布  $N(0,1)$  产生的随机数;  $\gamma_i$  是依照正态分布  $N(0,1)$  产生的  $t$  维随机数组;  $u_1, u_2, u_3$  分别代表第  $i$  只幼狮跟狮王、跟母狮,被驱逐的概率;  $p = u_3 \text{rand}(1)$  为从均匀分布  $U(0, u_3)$  中取的随机数.  $\delta_1, \delta_2, \delta_3$  为第  $i$  只幼狮跟狮王、跟母狮、被驱逐的适应度差值,由幼狮之前一轮循环的适应度值减去之前两轮循环的适应度值而定,它可正可负可零.  $\text{abs}(\delta_i) (i=1,2,3)$  表示取  $\delta_i (i=1,2,3)$  的绝对值;  $\text{sign}(\delta_i) (i=1,2,3)$  表示还原  $\delta_i (i=1,2,3)$  的符号. 由于  $c_i (i=1,2,3)$  的取值范围是  $(0,1)$ ,故  $c_1 \text{sign}(\delta_1)$  的取值范围是  $(-1,1)$ ,  $u_1$  的取值范围为  $(0, \frac{2+w}{3})$ ,  $u_2$  的取值范围为  $(u_1, \frac{4+2w}{3})$ ,  $u_3$  的取值范围是  $(u_2, 2+w)$ ,且  $u_1 < u_2 < u_3$ . 这样将区间化为可以自适应调节的三段,使随机数不等概率地落在中间.

因为被驱逐的幼狮为狮群算法三阶段时唯一远离群体的个体,扰动因子需对其不同维度的参数分别扰动,以此来减弱被驱赶幼狮严格的线性,适当加宽了直

线,更有利于整个群体的收敛,最大程度避免最后形成直线偏离实际最优点的情形. 这里增加的时间复杂度由之前的  $O(nm)$ 变成了  $O(nmt)$ ,但未增加适应度函数的调用次数.

式(11)中,  $w$ 是维持种群的比例权重,在一定程度上保持幼狮分类的稳定性. 大量实验表明,  $w=0.8$ 时往往既会有更好的遍历性与局部收敛精度,也会有较快的收敛速度.

将幼狮的移动步长扰动范围改为基于信息熵的动态扰动,既能提高第一阶段的遍历性,又能在第三阶段提高精度,在收敛速度和寻优精度上达到动态平衡.

定义熵值:

$$H = - \sum_{i=1}^3 c_i \ln c_i \quad (14)$$

扰动因子一方面以熵值控制其变化,一方面以算法中两点的相对距离控制,调整如下:

$$\alpha_1 = s_1^k \left[ 1 - \frac{\left( H_{\max} N - \sum_{i=1}^N H \right)}{H_{\max} N} \right] \quad (15)$$

$$\alpha_2 = 2s_2^k \left[ 1 - \frac{\left( H_{\max} N - \sum_{i=1}^N H \right)}{H_{\max} N} \right] \quad (16)$$

$$\alpha_3 = 2s_3^k \left[ 1 - \frac{\left( H_{\max} N - \sum_{i=1}^N H \right)}{H_{\max} N} \right] \quad (17)$$

在算法初始时,设定  $c_1 = c_2 = c_3 = \frac{1}{3}$ ,熵值  $H$ 为最大熵值  $H_{\max}$ . 当幼狮选择趋于平均时,熵值较大,这样可以使幼狮移动范围扰动因子先放大,后变小. 若前期早熟,而中途跳出局部最优时,幼狮移动的步长也可相应地由小变大,快速找到全局最优解,后由大变小,快速收敛于全局最优解,使幼狮移动范围扰动因子真正起到平衡全局搜索能力和局部寻优能力的作用. 为防止插值计算出现分母为零的问题,再增加一个判别,当出现  $c_1 = c_2 = c_3 = \text{NaN}$ 的情况时,重置为  $c_1 = c_2 = c_3 = \frac{1}{3}$ ,这样算法的鲁棒性不会受到影响.

引入狮王稳定子 steady,在每一轮迭代后狮王位置不变则增大 1,当  $\text{steady} \geq 0.1 \times \text{maxgen}$ 时,  $u_3 = u_2$ . maxgen 为种群的最大迭代次数,此时算法仅收敛. 系数取为 0.1 不会影响第一、第二阶段寻优,且解决了第三阶段驱离幼狮选择的稳定性问题. 狮王位置更新后,稳定子清零,从而算法重新进入五种寻优方式的平衡. 改进狮群算法流程图如图 1 所示.

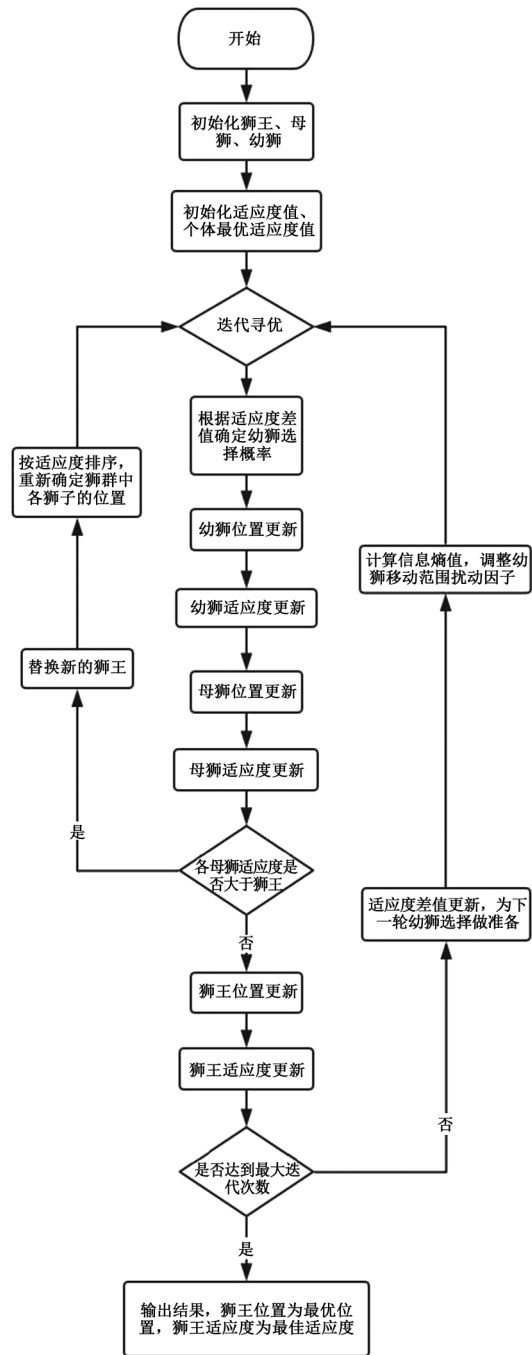


图 1 改进狮群算法流程图

### 4 仿真实验

为了验证改进算法的有效性,选用了多峰函数来测试改进算法的性能,并与原狮群算法、粒子群算法和狼群算法进行了对比. 选择测试函数为常用测试函数: Bridge 函数、Eggrate 函数、Easom 函数、Rastrigin 函数.

狮群算法的基本控制参数为:种群规模  $N = 50$ ,成年狮数量比例因子  $\beta = 0.4$ . 粒子群算法中取  $c_1 = c_2 = 1.49445$ ,种群规模  $N = 50$ . 狼群算法中取狼群数量  $N =$

50,探狼比例因子  $\alpha=0.4$ ,最大游走次数  $T_{max}=30$ ,距离判断因子  $\omega=100$ .改进狮群算法与原狮群算法控制参数一样, $w$ 取为1.以上算法中,每一个算法都迭代500次作为结束条件.将它们在各函数下寻优100次得到的最值取平均,得到如图2~5所示的寻优曲线图.

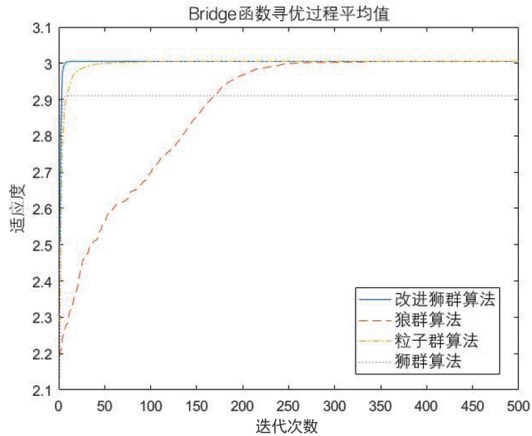


图2 算法在Bridge函数运行100次均值曲线

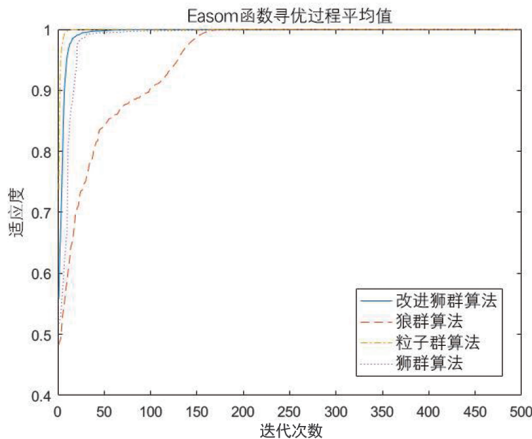


图3 算法在Easom函数运行100次均值曲线

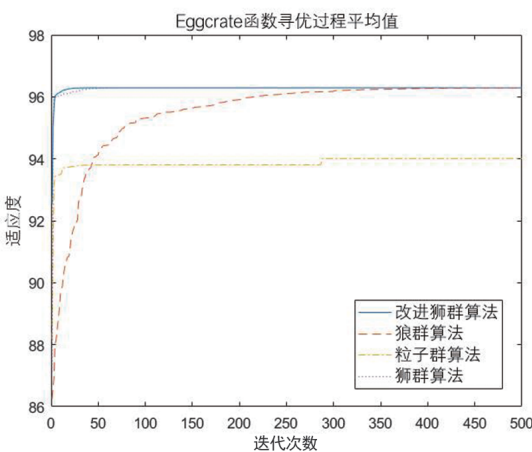


图4 算法在Eggerate函数运行100次均值曲线

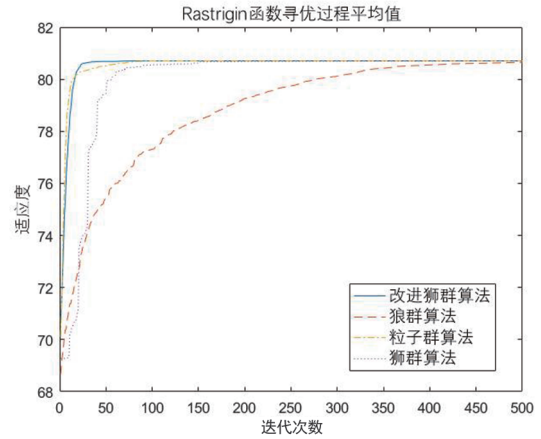


图5 算法在Rastrigin函数运行100次均值曲线

四种算法经过100次运算取得结果如表1~4所示.

表1 Bridge函数运算结果比较

算法种类	最优值	最差值	成功次数	早熟次数	寻优平均值
狮群算法	3.0054	1.6275	75	25	2.9108
改进狮群算法	3.0054	3.0054	100	0	3.0054
粒子群算法	3.0054	3.0053	100	0	3.0054
狼群算法	3.0054	3.0048	100	0	3.0053

表2 Easom函数运算结果比较

算法种类	最优值	最差值	成功次数	早熟次数	寻优平均值
狮群算法	1.0000	0.9954	100	0	0.9994
改进狮群算法	1.0000	0.9991	100	0	0.9999
粒子群算法	1.0000	1.0000	100	0	1.0000
狼群算法	1.0000	1.0000	100	0	1.0000

表3 Eggerate函数运算结果比较

算法种类	最优值	最差值	成功次数	早熟次数	寻优平均值
狮群算法	96.2898	96.2890	100	0	96.2898
改进狮群算法	96.2898	96.2895	100	0	96.2898
粒子群算法	96.2898	75.5587	91	9	94.0109
狼群算法	96.2898	96.1363	100	0	96.2839

表4 Rastrigin函数运算结果比较

算法种类	最优值	最差值	成功次数	早熟次数	寻优平均值
狮群算法	80.7066	80.5875	100	0	80.6987
改进狮群算法	80.7066	80.7066	100	0	80.7066
粒子群算法	80.7066	80.6535	100	0	80.7062
狼群算法	80.7066	79.7567	99	2	80.6542

由表1~4结果结合图2~5可以看出,改进狮群算法在多峰函数中的收敛速度快于粒子群算法、狮群算法和狼群算法,算法精度和鲁棒性优于狮群算法,仅在单

峰函数中收敛速度略弱于狮群算法和粒子群算法。在峰值较密的测试函数中,狮群算法有可能出现早熟现象,改进狮群算法很好地克服了这一点。母狮及时替换狮王的策略,不但能够提高算法的收敛速度,还能够提高算法的鲁棒性。第一阶段的拉长使得改进狮群算法在测试函数中没有出现一次早熟现象,说明了改进策略的稳定性。稳定子的引入也提高了算法的收敛精度。这表明,改进狮群算法是可行且有效的。

在适应度函数调用次数上与狮群算法和粒子群算法相当,仿真实验的结果也表明了改进狮群算法较快的运算速度,进一步说明了改进方向的正确性。

### 5 桁架优化

本文选取的桁架如图6所示,将桁架中每一根杆件的截面面积作为未知量,将总的用钢质量作为适应度函数求解。

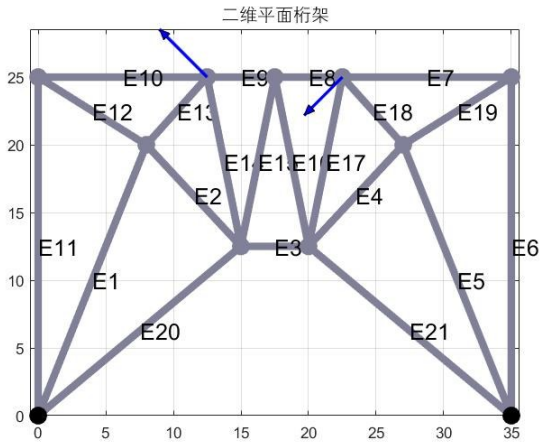


图6 二维平面桁架

桁架限定条件为:所有节点沿X轴、Y轴的最大位移限值是6.35mm,最大应力为[-172.375, 172.375]MPa,密度 $\rho=2678\text{kg/m}^3$ ,弹性模量 $E=68950\text{MPa}$ ,荷载作用位置如图6所示,分别为5000kN和4000kN。图7为桁架在优化过程中的位移图,红色表示压杆,绿色表示拉杆。出于局部稳定性的考虑,再设置一个罚函数,使所有杆件至少满足压杆稳定的欧拉公式(不论拉压杆),且假设杆件截面为圆形来计算惯性矩:

$$F_i \leq F_{cr} = \frac{\pi^2 EI}{(\mu l)^2} \quad (18)$$

最终优化结果如图8所示。其中A为截面面积。

将同样的适应度函数代入粒子群算法中并与改进狮群算法对比,得到的结果如图9所示。可以看出,粒子群算法一开始收敛极快,但也很快陷入早熟,而改进狮群算法前期迭代速度虽略慢于粒子群算法,但得到

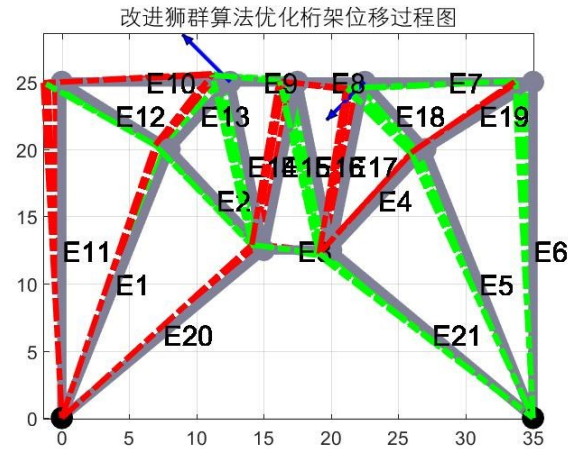


图7 改进狮群算法优化桁架位移过程图

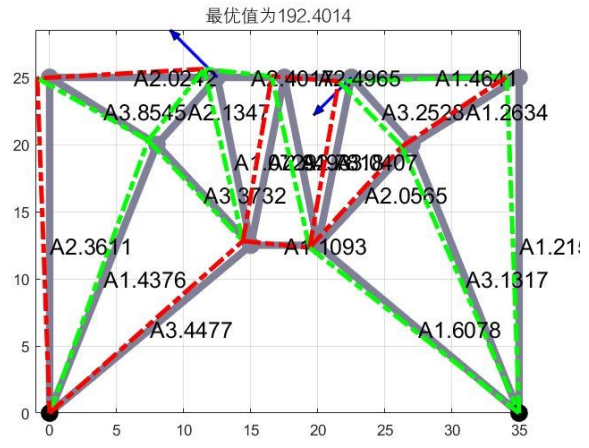


图8 改进狮群算法优化桁架位移图

的解优于粒子群算法。这说明本文的改进方法在求解桁架优化问题中是有效的。

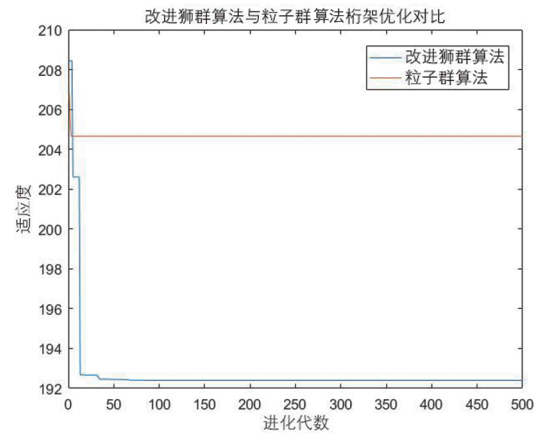


图9 改进狮群算法与粒子群算法优化桁架对比图

### 6 旅行商问题

#### 6.1 狮群算法在TSP问题中的实现

将TSP问题中所有不重复城市的排列作为解空间

看待,将相反的城市排列看作解空间中对称的两点.用逆序数定义解间的距离,以此构成完备的解空间,将每一个哈密顿回路看作一个峰值.随机二交换看作找峰值的过程.因为解的离散性,TSP问题能够得到精确的收敛精度,其核心问题是找到峰值.

操作分四步:第一步是以随机路径二交换的方式找到单连通的解,看作幼狮追随母狮,需要实验确定所需迭代次数及存储二交换的解的数量,分别对应于母狮和跟随母狮的幼狮.第二步是母狮间的接近,即峰值间子串互相影响.子串随机取全路径一半,其重复性的不确定带来解之间距离的不确定,恰好对应于扰动因子.第三步确定被驱逐幼狮的位置,定义为反转狮王序列,就是幼狮跟随狮王及被驱逐.第四步重新定义个体,和狮王较像的驱逐幼狮间接影响母狮.

## 6.2 狮群算法在 TSP 问题中的改进

对比原算法中的幼狮选择策略,在改进算法中,将幼狮追随的行为分阶段考虑.不同于连续问题,由于 TSP 问题能保证找到峰值,因此主要改进方向应朝着母狮间历史最优解的交互进行.算法第一阶段应拉长,第二阶段将变概率引入狮群中个体的重新确定上,且母狮间需要引入新的符合哈密顿回路的解.虽然引入的新解相比于母狮间互换的解要差很多,但在很多局部上却能带来新的较好的路线,增大找到新解的可能性.

本文设计如下:在每 10 次迭代后,统计母狮历史最优适应度相同的个数,当有一个解相同的母狮时,便增加一只新的母狮,同时减少一只跟随狮王的幼狮.本文认为母狮间寻优以及幼狮跟随母狮是算法后期较有效的计算,因而跟随母狮的幼狮数量不应减少过多.

可认为第三阶段狮群算法会精确找到峰值.故不设定变化的狮王稳定子提高精度,而设定恒定的跟随母狮的幼狮数,具体数值可依据交换实验得到.

第五种寻优方式的目的在于联系个体与整体.仅在适当的迭代次数下重新确定狮王和母狮.

实验所用算例来自 TSPLIB 中的 gr202,位置信息如图 10 所示.原实例中最优路线计算后长度是 549.9981,对比了狮群算法改进前后的收敛曲线,印证了改进狮群算法能够提高寻优效率的猜想.两次实验均取 200 只狮子的种群规模,迭代 100 次,所得结果分别是 487.6879 和 489.1577,迭代曲线对比如图 11 所示.在对比实验之前曾找到了一组解,其中最优值为 486.4092,如图 10 所示.改进思路主要是提高算法后期有效计算,在相同的复杂度下得到更好的寻优结果.

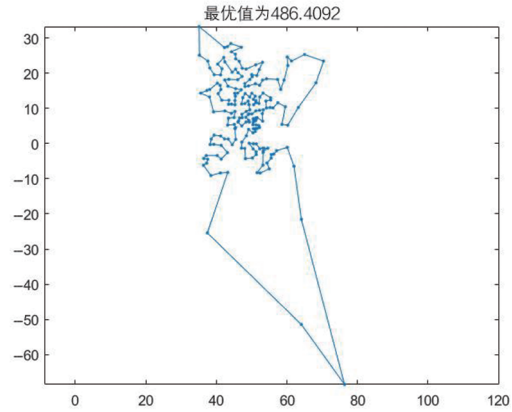


图 10 改进狮群算法找到的最优路线

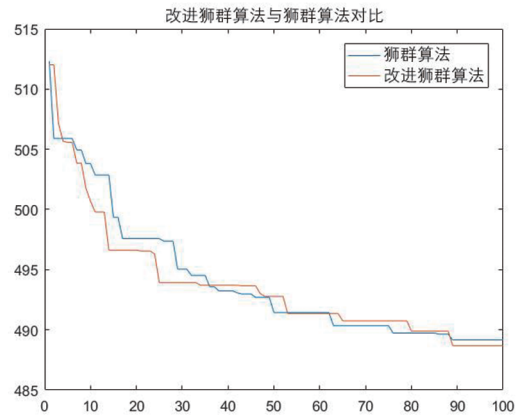


图 11 改进狮群算法与狮群算法收敛过程对比

## 7 结论

本文提出了一种用于求解组合优化问题的改进狮群算法.改进的思路是在狮群算法的基础上平衡五种寻优策略.

(1)引入变概率调整幼狮的选择策略,加强了算法第一阶段的遍历性.

(2)将狮王的替换策略进行调整,加快收敛速度的同时也加强了算法的鲁棒性.

(3)将狮群算法中的最大步长舍去,引入与解空间大小无关的扰动因子,并引入信息熵调整幼狮选择的步长,使幼狮一阶段遍历性增大的同时也增大了后期收敛的精度.

(4)引入狮王稳定子,解决算法第三阶段幼狮选择的不稳定性问题,提高了寻优精度.

(5)调整重新排序的频率,使得三种狮子的转换前期慢而后快,从而在提高鲁棒性的同时增大后期收敛速度.

在离散的组合优化问题中,当收敛精度不是算法后期考虑的主要问题时,便不需要引入狮王稳定子,也

不需要增大跟随狮王的种群个数. 以母狮间相同解的个数来重新定义幼狮的个数和选择概率区间.

通过仿真实验的模拟和方法的对比,证实了改进狮群算法是可行且有效的. 通过桁架结构的优化算例,证实了改进狮群算法在处理多维多峰问题上的表现较好. 通过对 TSP 问题的求解,证实了该方法适用于求解组合优化问题. 本文的改进算法仍有不足之处:在简单的单峰函数中收敛速度和精度不及粒子群算法,因此可将种群数量与迭代次数设置得多一些来弥补. 本文的改进算法适应度函数调用次数少,适合于解决适应度函数比较复杂、调用解函数计算非常花费时间的工程问题.

#### 参考文献

- [1] Karaboga D, Basturk B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. *Journal of Global Optimization*, 2007, 39(3): 459 – 471.
- [2] 吴虎胜, 张凤鸣, 吴庐山. 一种新的群体智能算法: 狼群算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2013, 35(11): 2430 – 2438. Wu H S, Zhang F M, Wu L S. New swarm intelligence algorithm—wolf pack algorithm[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(11): 2430 – 2438. (in Chinese)
- [3] 褚鼎立, 陈红, 王旭光. 基于自适应权重和模拟退火的鲸鱼优化算法[J]. *电子学报*, 2019, 47(5): 992 – 999. Chu D L, Chen H, Wang X G. Whale optimization algorithm based on adaptive weight and simulated annealing[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(5): 992 – 999. (in Chinese)
- [4] 龙文, 蔡绍洪, 焦建军, 等. 一种改进的灰狼优化算法[J]. *电子学报*, 2019, 47(1): 169 – 175. Long W, Cai S H, Jiao J J, et al. An improved grey wolf optimization algorithm[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2019, 47(1): 169 – 175. (in Chinese)
- [5] 马卫, 孙正兴. 采用搜索趋化策略的布谷鸟全局优化算法[J]. *电子学报*, 2015, 43(12): 2429 – 2439. Ma W, Sun Z X. A global cuckoo optimization algorithm using coarse-to-fine search[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(12): 2429 – 2439. (in Chinese)
- [6] Rajakumar B R. The Lion's algorithm: A new nature-inspired search algorithm[J]. *Procedia Technology*, 2012, 6: 126 – 135.
- [7] Yazdani M, Jolai F. Lion optimization algorithm (LOA): A nature-inspired metaheuristic algorithm[J]. *Journal of Computational Design and Engineering*, 2016, 3(1): 24 – 36.
- [8] 刘生建, 杨艳, 周永权. 一种群体智能算法: 狮群算法[J]. *模式识别与人工智能*, 2018, 31(5): 431 – 441. Liu S J, Yang Y, Zhou Y Q. A swarm intelligence algorithm—lion swarm optimization[J]. *Pattern Recognition and Artificial Intelligence*, 2018, 31(5): 431 – 441. (in Chinese)
- [9] 刘生建, 杨艳, 周永权. 求解 0-1 背包问题的二进制狮群算法[J]. *计算机工程与科学*, 2019, 41(11): 2079 – 2087. Liu S J, Yang Y, Zhou Y Q. A binary lion swarm algorithm for solving 0-1 knapsack problem[J]. *Computer Engineering & Science*, 2019, 41(11): 2079 – 2087. (in Chinese)
- [10] 张聪明, 刘立群, 马立群. 一种新的群智能算法: 狮群算法[J]. *计算机科学*, 2018, 45(S1): 114 – 116. Zhang C M, Liu L Q, Ma L Q. New swarm intelligent algorithms: Lions algorithm[J]. *Computer Science*, 2018, 45(S1): 114 – 116. (in Chinese)
- [11] 刘振, 郭恒光, 任建存. 一种局部搜索能力增强的狮群算法[J]. *河南师范大学学报(自然科学版)*, 2019, 47(3): 35 – 41. Liu Z, Guo H G, Ren J C. An enhanced local search lion optimization algorithm[J]. *Journal of Henan Normal University (Natural Science Edition)*, 2019, 47(3): 35 – 41. (in Chinese)
- [12] 甘福宝, 黄友锐, 韩涛, 等. 基于狮群优化二维 Otsu 算法的输送带带撕裂检测方法[J]. *工矿自动化*, 2019, 45(10): 55 – 60, 79. Gan F B, Huang Y R, Han T, et al. Conveyor belt tear detection method based on lion group optimization two-dimensional Otsu algorithm[J]. *Industry and Mine Automation*, 2019, 45(10): 55 – 60, 79. (in Chinese)
- [13] 李晓东. 遗传狮群算法的分布式电源定容选址[J]. *重庆工商大学学报(自然科学版)*, 2019, 36(6): 106 – 110. Li X D. Distributed power supply location with constant capacity based on genetic lion swarm algorithm[J]. *Journal of Chongqing Technology and Business University (Natural Science Edition)*, 2019, 36(6): 106 – 110. (in Chinese)
- [14] 杨艳, 刘生建, 周永权. 贪心二进制狮群优化算法求解多维背包问题[J]. *计算机应用*, 2020, 40(5): 1291 – 1294. Yang Y, Liu S J, Zhou Y Q. Greedy binary lion swarm optimization algorithm for solving multidimensional knapsack problem[J]. *Journal of Computer Applications*, 2020, 40(5): 1291 – 1294. (in Chinese)
- [15] 周新宇, 吴志健, 王晖, 等. 一种精英反向学习的粒子群优化算法[J]. *电子学报*, 2013, 41(8): 1647 – 1652. Zhou X Y, Wu Z J, Wang H, et al. Elite opposition-based

particle swarm optimization[J]. Acta Electronica Sinica, 2013, 41(8): 1647 – 1652. (in Chinese)

作者简介



李彦苍 男,1974年生,河北饶阳人.博士、教授、博士生导师,主要从事计算智能理论及其工程应用方面的研究工作.  
E-mail:liyancang@hebeu.edu.cn



巩翔宇 男,1990年生,内蒙古呼和浩特人.硕士研究生,主要从事计算智能理论及其工程应用方面的研究工作.  
E-mail:gongxiangyu321@126.com