

一种局部搜索能力增强的狮群算法

刘振,郭恒光,任建存

(海军航空大学 岸防兵学院,山东 烟台 264001)

摘要:狮群算法作为一种新型群智能优化算法,其进化过程多依据狮群猎食、交配等动物本性出发,因此难免会存在收敛速度慢并且不容易发现全局极值等缺点.针对当前基本狮群算法存在的缺点,提出一种局部搜索能力增强的狮群算法(Enhanced Local Search Lion Optimization Algorithm, ELSLOA).为增强种群局部搜索效率,对所有领地狮引入对立搜索方法提高寻优能力,并对优良个体执行 Levy flight 操作,提高个体局部开采能力,最后利用 Tent 混沌搜索对领地狮和流浪狮执行混沌操作.对算法进行了函数的仿真对比分析,充分验证了所提出算法的优良性能.

关键词:狮群算法;反向搜索;Levy flight;Tent 混沌

中图分类号:TP15

文献标志码:A

当前群智能算法已经得到越来越广泛的关注,除了早期经典的粒子群^[1]、蚁群^[2]等进化算法,也逐步涌现出萤火虫算法^[3]、布谷鸟算法^[4]和磷虾算法^[5-6]等崭新的群智能算法.这些算法本身都具有较好的群体智能性,但同时也注意到,由于进化种群中的个体智能性不高,协作性不强,因此需要较多人工干预.狮群算法^[7-9]是一种近几年被提出和应用的群智能进化算法,由于其种群内部良好的协同进化性能,进化机制更加复杂,进化智能性更高,为我们解决复杂的优化问题提供了一种新的思路和途径.

狮群算法具有较好的群体协同性能,因为在自然界生存的狮子,是一种具有完善社会进化行为的动物,能够在每一代进化过程中保持种群个体的强壮,具有较强的全局搜索能力.狮群算法在进化过程中,考虑了性别区分,这是与以前群智能进化方法所不同的特点.群体内不仅具备协同捕猎和竞争行为,同时为了保持持续的竞争力和健壮性,也具备了防御等其他功能.在种群进化过程中,考虑了狮群本身的结构层次,因此从狮群算法所具备的基本功能和特征可以看出,算法是一种高度协同,具有一定人工智能水平的进化算法,为多种 NP 难问题提供了一种解决思路.

基本狮群算法过多的依赖于狮子进化的本能^[10],进化原理以狮子的捕食、交配、防御、竞争等行为模式为主导,较少考虑到复杂的仿生智能行为和遗传规划操作,因此总体进化过程存在较多不可控因素,整体智能化程度有待提高.本文利用 Levy flight 和混沌搜索增强狮群算法局部搜索能力,并利用对立搜索方式提高种群搜索性能,提出一种能够增强局部搜索能力的狮群算法(Enhanced Local Search Lion Optimization Algorithm, ELSLOA),在保留了原有狮群算法较强全局勘探能力的同时,提高了算法的局部开采能力.

1 基本狮群算法

在基本狮群部落中,拥有领地属性范围的狮群个体称之为领地狮,另外一种狮群个体称之为流浪狮.幼狮通常经过 2~4 年才能够达到性成熟,所以领地狮群个体需要在这个时间段内保护领地和幼仔.在这个时期内,流浪狮通常会和狮群发生争斗,以获取领地和交配权.在争夺领地的争斗中,如果流浪狮获胜,领地上的狮王将被驱逐或杀死,流浪狮将会占据该领地,并且杀死狮群内部的幼仔,获得与狮群内部的母狮交配权,以产生自己的幼仔.在领地狮群范围内,当幼仔达到性成熟后,也会与狮群内部的狮王进行争斗,狮王如果战败,也会被杀死或者驱逐,狮群内部更年轻和更强壮的雄狮成为狮王,接管该领地和狮群个体,并拥有交配权以产下幼仔.基本狮群算法就是依据上述过程而开展进化,以下详细阐述狮群算法进化过程.

收稿日期:2018-01-24;修回日期:2018-04-23.

基金项目:国家自然科学基金(51605487)

作者简介(通信作者):刘振(1983-),男,山东临沂人,海军航空大学讲师,研究方向为智能决策与优化推理技术,E-mail: hylz1008@126.com).

1.1 初始化种群构成

对于一个 m 维的优化问题,每个狮群中的个体可以表示为: $X = [x_1, x_2, x_3, \dots, x_m]$,种群规模为 N , $f(X)$ 表示其适应度.初始种群包括领地狮和流浪狮,其中领地狮的规模为 Q ,并可以分为 P 个群落.在每个群落中,雄性个体的比例为 λ ,其他则为雌性,而在流浪狮群中,性别比例则相反,即雄性比例为 $(1 - \lambda)$,其他则为雌性.

1.2 种群猎食

虚拟猎物处于捕食者的中心 X_w ,在觅食过程中,如果狮群中的个体改进了适应度,猎物将会从捕食者的包围中逃出,位置更新方式为: $X'_w = X_w + r_d(0,1)(X_w - X_H)\eta$,其中 X_w 是猎物现在所处的位置, X_H 是试图发起攻击的狮群个体的新位置, η 是猎食者适应度的改进比例系数, $r_d(0,1)$ 表示产生 0 和 1 之间随机数.

1.3 移动到安全地带

在每个狮群中,有些母狮负责狩猎,有些则随机游走,利用这个特性进行随机扰动,保留最优解.母狮游走过程中获得的位置可以表示为 $X'_F = X_F + 2Dr_d(0,1)R_1 + U(-1,1)\tan(\theta)DR_2$,其中 $\|R_2\| = 1, R_1R_2 = 0, X_F$ 是母狮当前位置, D 表示利用锦标赛选择后获得的新位置与当前位置之间的距离, $\theta \in [-\pi/6, \pi/6], R_1$ 是一个向量,起点是母狮以前的位置,方向指向新选择的位置.锦标赛规模选择方法: $T(j, t) = \max\left(2, c_e\left(\frac{L(j, t)}{2}\right)\right)$,其中 $L(j, t) = \sum_{j=1}^{n_j} S(j, j, t), j = 1, 2, \dots, P$,表示

在第 j 个狮群中适应度得到改善的个体数目, n_j 表示第 j 个狮群部落中的狮群数量, P 表示狮群部落数目, $c_e\left(\frac{L(j, t)}{2}\right)$ 表示

对 $\frac{L(j, t)}{2}$ 进行向上取整,则: $S(i, j, t) = \begin{cases} 1 & B_{i,j}^t < B_{i,j}^{t-1} \\ 0 & B_{i,j}^t = B_{i,j}^{t-1} \end{cases}$,其中 $B_{i,j}^t$ 表示在第 t 次迭代过程中,第 j 个狮群中的第 i 个个体获

取的最优位置.

1.4 进化行为和种群数量平衡

在狮群进化算法中,主要采用的进化行为有游走行为、交配行为、防御行为和迁移行为,具体可参见文献[6],不再赘述.种群数量不能无限增长,在每次循环结束后,狮群的数量都将受到控制,流浪狮群中最小适应度的个体将被移除.

2 局部搜索能力增强的狮群算法(ELSLOA)

2.1 狮群种群反向搜索

在基本狮群进化算法中,狮群中的个体依据生物进化本能,进行个体的繁衍、捕食等相应操作,在寻优过程中,其搜索操作往往带有较多的随机性和不确定性,因而进化效率不高,且容易出现重复搜索问题.为有效提高狮群进化效率和种群搜索效率,考虑引入反向搜索操作,文献[11]和[12]分别提出了二次反向点和二次反射反向点的概念,进一步推广了反向搜索方法,有效提高了反向搜索的效率.在狮群部落和流浪狮群中,分别进行反向搜索操作.首先引入反向学习的基本概念,给出反向点的基本定义.

定义 1(反向点) 设 $x \in [a, b]$,其中 $[a, b]$ 为实数区间,则 x 的反向点为 $\bar{x} = a + b - x$.

定义 2(二次反向点) 设 $x \in [a, b]$,其中 $[a, b]$ 为实数区间, \bar{x} 是其反向点,则二次反向点定义为, $\bar{\bar{x}}_q = r_d(h, \bar{x})$,其中 $h = (a + b)/2$,为区间 $[a, b]$ 的中心位置, $r_d(h, x)$ 表示在区间 $[h, x]$ 服从正态分布的随机数.

定义 3(二次反射反向点) 设 $x \in [a, b]$,其中 $[a, b]$ 为实数区间,则 x 的二次反射反向点 x_r 定义为 $x_r = r_d(x, h)$.

对于某一狮群个体 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$,其中 x_{ik} 取值范围为 $[l_i, u_i]$,反向点可以表示为 $\bar{x}_{ik} = l_i + u_i - x_{ik}$,则其二次反向点为 $\bar{\bar{x}}_{ik}(q) = r_d(h, \bar{x}_{ik}), h = (l_i + u_i)/2$,二次反射反向点为 $\bar{x}_{ik}(r) = r_d(x_{ik}, h)$,利用反向搜索算子,获得其二次反射反向点:

$$\bar{\bar{X}}_i(r) = (\bar{\bar{x}}_{i1}(r), \bar{\bar{x}}_{i2}(r), \dots, \bar{\bar{x}}_{im}(r)). \quad (1)$$

以最小化问题为例,若其适应度函数 $f(\bar{\bar{X}}_r(r))$ 满足 $f(\bar{\bar{X}}_i(r)) < f(X_i)$,则进行替换操作,即 $X_i = \bar{\bar{X}}_i(r)$.

2.2 引入 Levy flight 更新方式

Levy flight 具有较好的数学和生物进化背景,并已经被应用于处理随机搜索和进化规划问题.在生物界中,已被证明广泛存在具有 Levy flight 行为的进化方式^[13],例如对信天翁、蜜蜂以及果蝇等生物的觅食行为研究发现,其行为轨迹具有短距离的试探性搜索,并结合长距离的 Levy flight 飞行模式,大型陆生和海生动物中也发现具备类似的行为模式,甚至人类活动中的某些行为也具备了 Levy 特征,Levy 飞行探索模式具备不可替代的优良特性,可用于进化探索的过程^[14].

在狮群进化算法中,狮群的聚集、捕食等群居活动中,都具有一定的规律性,但同时也注意到,在其进化过程中,也伴随有随机游走行为的发生,在广泛的规律性下隐含着一定的随机性.为了较好地模拟该种行为方式,使得进化行为更加贴近生物寻优的本质性能,在种群进化过程中引入 Levy flight,Levy flight 分布的简化形式可以表示为: $L(s) \sim |s|^{-1-\beta}$,其中 s 表示 Levy

移动步长, $0 < \beta \leq 2$, 为随机数值. 对广域搜索问题, Levy flight 搜索和寻优能力已经得到了验证, 在诸多问题上已经超过布朗运动.

根据 Mantegna 提出的方法^[15], 可以计算得到 Levy Flight 的步长为: $s = \frac{\mu}{|\nu|^{1/\beta}}$, μ 和 ν 分别满足 $\mu \sim N(0, \sigma_\mu^2)$, $\nu \sim N(0, \sigma_\nu^2)$, 其中 $\sigma_\nu = 1$, $\sigma_\mu = \left\{ \frac{\Gamma(1+\beta)\sin(\pi\beta/2)}{\Gamma[(1+\beta)/2]\beta 2^{(\beta-1)/2}} \right\}^{1/\beta}$, 当 $|s| \geq |s_0|$, 移动步长服从 Levy 分布, 其中 s_0 表示最小的移动步长, 一般意义上 s_0 可在 $[0.1, 1]$ 之间取值.

2.3 利用 Tent 混沌增强随机搜索进化能力

从基本狮群的特点可以看出, 为了提高狮群算法的进化性能, 必须增强其局部进化能力. 混沌搜索是一种有效的局部搜索算法, 已经在许多优化算法中得到了广泛的应用^[16], 并取得了较好的效果. 在当前的混沌搜索方式中, 应用较为广泛的的就是 Logistic 混沌映射^[17], 由于其操作简便, 优化性能良好, 但同时也注意到其在两个极小区间 $[0, 0.1]$ 以及 $[0.9, 1]$ 范围内具有局限性, 寻优性能不高, 算法的效率降低. Tent 映射相比 Logistic 映射具备更好的遍历均匀性^[18], 同时具备更好的寻优迭代速度, 因此本文利用 Tent 映射的方式进行寻优迭代.

当狮群部落和流浪狮群个体进行协同进化和竞争后, 对获得的最优个体 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ 进行 Tent 混沌搜索, 其中 $i = 1, 2, \dots, N$. 假定当前第 k ($k = 1, 2, \dots, m$) 维搜索空间范围为 $[l_k, u_k]$, Tent 混沌搜索的主要步骤可以描述为:

步骤 1 对 x_{ik} 实施变换, $z_{ik}(t) = \frac{x_{ik} - l_k}{u_k - l_k}$, $t = 1, 2, \dots, t_{\max}$, 其中 t_{\max} 表示 Tent 混沌搜索的最大迭代搜索次数, 将其映射到区间;

步骤 2 将混沌变量变换到区间范围内, 并产生新个体, $y_{ik} = x_{ik} + \frac{u_k - l_k}{2}(2z_{ik}(t) - 1)$;

步骤 3 以最小值优化为例, 如果 $f(y_{ik}) < f(x_{ik})$, 则 $x_{ik} = y_{ik}$;

步骤 4 如果在连续 γ 代内, 最优值没有得到更新, 或达到最大混沌迭代次数后, 则结束混沌搜索, 否则转向步骤 2;

通过以上的阐述, 本文提出的 ELSLOA 主要流程可以描述为:

步骤 1 产生初始种群 $X(t)$, 设定群规模 N 以及循环迭代次数 T_{\max} 等进化参数, 进行领地狮群和流浪群体的初始化;

步骤 2 随机选择一定比例个体作为初始流浪种群, 将剩余个体划分为 P 个狮群部落, 并形成每个种群的领地. 在每个狮群部落中, 将其中比例为 λ 的个体作为雌狮, 其余则为雄性个体;

步骤 3 对每一个狮群部落: (1) 获得反向点和二次反向点后, 依据(1)式获得二次反向反射点, 并保留优良个体; (2) 对狮群内的个体执行 Levy flight 操作, 进行随机扰动; (3) 随机选择雌狮进行狩猎, 剩余的雌狮在领地范围内进行勘探操作, 并移动到最优位置; (4) 对狮群中, 对每一个个体选择其中 R 的领地范围进行勘探, 并选择较优位置, 其中以比例为 δ 雌性个体将会与种群内的一个或多个个体进行杂交, 产生的后代个体将被视为成熟个体; (5) 对最差个体由领地狮群个体变为流浪个体;

步骤 4 对于流浪个体, 执行以下操作: (1) 流浪狮子在搜索空间内进行随机游走操作(包括雌雄个体), 其中比例为 δ 的雌性个体将会与种群内的一个最优个体进行杂交, 产生的后代个体将被视为成熟个体, (2) 种群部落内的个体与流浪个体进行竞争和防御操作;

步骤 5 对于每个狮群, 雌性个体以一定的比例 I 在狮群和流浪狮之间进行迁移操作;

步骤 6 流浪个体中的雌性个体依据适应度进行排序, 适应度较差个体被移除;

步骤 7 流浪狮和领地狮个体执行 Tent 混沌映射方式;

步骤 8 判断是否满足结束条件, 结束则输出, 否则转到步骤 2.

3 仿真分析

将本文提出的局部搜索能力增强的狮群算法(ELSLOA), 从相关文献中选取了 $f_1 \sim f_{16}$ 基准函数进行仿真分析, 函数的最优值均为 0, 变量取值范围为 $[-100, 100]$, 首先进行同类型算法和不同类型算法对比分析, 以检验所提出算法的特性, 然后仿真分析所采用的局部增强方法, 对所提出算法的影响. 种群规模 N 和最大循环迭代次数 T_{\max} 均设置为 100, 仿真计算机配置为: 处理器为 Intel(R) Core(TM) i3-3220, 内存 2.00 GB, 系统为 Window 7, 仿真软件为 MATLAB R2009a.

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n \left(\sum_{j=1}^i x_j \right)^2,$$

$$f_9(x) = 1 + \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right),$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10],$$

$$f_{10}(x) = 418.9829n - \sum_{i=1}^n x_i \sin(\sqrt{|x_i|}),$$

$$\begin{aligned}
 f_3(x) &= \sum_{i=1}^n |x_i| + \prod_{i=1}^n |x_i|, & f_{11}(x) &= \sum_{i=1}^n (x_i - i)^2, \\
 f_4(x) &= \max_i \{|x_i|, 1 \leq i \leq n\}, & f_{12}(x) &= -\left(\sum_{i=1}^n |x_i|\right) \exp\left(-\sum_{i=1}^n x_i^2\right), x \in [-2\pi, 2\pi], \\
 f_5(x) &= 1 - \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(kx_i) e^{-\frac{x_i^2}{2}}, & f_{13}(x) &= 1 - \left[\exp\left(-0.5 \sum_{i=1}^n x_i^2\right)\right], \\
 f_6(x) &= (x_1 - 1)^2 + \sum_{i=2}^n i(2x_i^2 - x_{i-1})^2, & f_{14}(x) &= \sum_{i=1}^n x_i^2, \\
 f_7(x) &= -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n}} \sum_{i=1}^n x_i^2\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e, & f_{15}(x) &= \sum_{i=1}^n \left(\sum_{k=1}^i x_k\right)^2, \\
 f_8(x) &= x_1^2 + 100\,000 \sum_{i=2}^n x_i^2, & f_{16}(x) &= 6n + \sum_{i=1}^n \lfloor x_i \rfloor.
 \end{aligned}$$

3.1 算法对比分析

(1) 同类型算法对比分析

将本文提出的 ELSLOA 与文献[6]提出的基本狮群算法(LOA)及文献[8]提出的二进制结构狮群算法(BSLA),利用基准函数 $f_1 \sim f_{10}$ 仿真分析,函数最优值均为 0.将两种算法分别在维数为 2 和 10 情况下独立运行 20 次,并统计均值(Mean)和标准差(Std),统计结果如表 1 所示.

表 1 同类算法对比分析

Tab.1 Comparison results for same kind of algorithm

函数	算法	2		10		函数	算法	2		10	
		均值	标准差	均值	标准差			均值	标准差	均值	标准差
f_1	BSLA	4.19×10^{-3}	8.20×10^{-2}	4.13×10^{-3}	6.17×10^{-2}	f_6	BSLA	7.49×10^{-4}	4.37×10^{-3}	9.14×10^{-3}	6.89×10^{-3}
	LOA	3.45×10^{-3}	5.14×10^{-2}	7.53×10^{-3}	8.72×10^{-2}		LOA	1.38×10^{-4}	6.81×10^{-3}	4.55×10^{-3}	5.71×10^{-3}
	ELSLOA	3.12×10^{-3}	8.11×10^{-3}	1.25×10^{-3}	4.55×10^{-3}		ELSLOA	2.79×10^{-4}	3.49×10^{-3}	6.43×10^{-4}	6.43×10^{-4}
f_2	BSLA	4.65×10^{-4}	5.96×10^{-3}	3.79×10^{-4}	6.64×10^{-3}	f_7	BSLA	7.19×10^{-4}	3.28×10^{-3}	7.37×10^{-3}	9.11×10^{-4}
	LOA	6.21×10^{-4}	3.22×10^{-3}	4.36×10^{-4}	5.72×10^{-3}		LOA	5.43×10^{-3}	4.62×10^{-3}	8.45×10^{-3}	4.60×10^{-3}
	ELSLOA	7.78×10^{-5}	3.41×10^{-3}	7.21×10^{-5}	9.32×10^{-4}		ELSLOA	1.29×10^{-4}	5.37×10^{-3}	6.46×10^{-3}	7.01×10^{-4}
f_3	BSLA	6.76×10^{-3}	5.29×10^{-2}	1.78×10^{-2}	9.22×10^{-2}	f_8	BSLA	3.31×10^{-4}	4.19×10^{-3}	5.54×10^{-3}	6.92×10^{-4}
	LOA	5.51×10^{-3}	9.41×10^{-2}	6.43×10^{-2}	5.34×10^{-2}		LOA	1.27×10^{-4}	6.55×10^{-3}	6.19×10^{-3}	5.16×10^{-4}
	ELSLOA	5.13×10^{-4}	7.40×10^{-3}	5.91×10^{-4}	2.55×10^{-3}		ELSLOA	6.42×10^{-5}	3.47×10^{-4}	2.73×10^{-5}	4.36×10^{-4}
f_4	BSLA	5.94×10^{-4}	4.83×10^{-3}	6.28×10^{-3}	7.29×10^{-3}	f_9	BSLA	8.52×10^{-4}	6.33×10^{-3}	1.96×10^{-3}	4.42×10^{-3}
	LOA	8.42×10^{-4}	5.18×10^{-3}	9.45×10^{-3}	4.36×10^{-3}		LOA	6.27×10^{-4}	8.45×10^{-3}	2.41×10^{-3}	3.28×10^{-3}
	ELSLOA	5.45×10^{-4}	4.67×10^{-3}	2.48×10^{-4}	8.46×10^{-4}		ELSLOA	5.68×10^{-5}	3.76×10^{-4}	9.81×10^{-5}	1.78×10^{-4}
f_5	BSLA	7.78×10^{-3}	6.43×10^{-3}	3.92×10^{-3}	4.43×10^{-2}	f_{10}	BSLA	4.35×10^{-4}	8.28×10^{-3}	5.76×10^{-4}	2.68×10^{-4}
	LOA	6.40×10^{-3}	7.21×10^{-3}	4.62×10^{-3}	1.97×10^{-2}		LOA	2.46×10^{-4}	9.25×10^{-3}	7.10×10^{-4}	2.54×10^{-4}
	ELSLOA	6.08×10^{-3}	5.26×10^{-3}	1.35×10^{-3}	8.52×10^{-3}		ELSLOA	5.63×10^{-5}	9.74×10^{-4}	6.15×10^{-5}	1.56×10^{-4}

从统计结果可以看出,无论是函数维数为 2 还是为 10 时,本文提出的 ELSLOA 整体寻优效果都优于 BSLA 和 LOA,同时也注意到当函数的维数较低时,如维数为 2 时,此时 ELSLOA 优势并不明显,在统计的 10 个函数中,有 3 个函数(f_2 、 f_6 和 f_7)的寻优指标值并不完全优于 BSLA 和 LOA,但当函数维数达到 10 维时,此时算法的优势较为明显,10 个函数的均值和标准差都优于 BSLA 和 LOA,显示出本文提出的 ELSLOA 在处理复杂函数时的优势.为了进一步进行对比分析,给出维数为 2 时的 f_3 函数和维数为 10 时的 f_8 函数,仿真对比分别如图 1 和图 2 所示.

从图 1 和图 2 的仿真对比可以看出,当优化不同维数的函数时,算法的性能得到了对比,当函数维数较低,如为 2 维时,则 LOA 和 ELSLOA 性能较为接近,ELSLOA 只是略优于 LOA,但当函数维数增高,达到 10 维时,此时可以看到,优化性能和寻优精度有了一定的差距,这在图 2 中可以清晰地看到,也印证了表 1 的统计分析结果,显示出本文算法在搜索性能上有了了一定程度的提高.

(2) 与其他类型群智能算法对比

将本文提出的 ELSLOA 与近些年提出来的群智能优化算法进行对比分析,包括蚁群算法(ACO)^[2]、布谷鸟算法(CS)^[4]

以及磷虾觅食算法(KH)^[5],利用基准函数 $f_{11} \sim f_{14}$ 进行仿真分析,其中函数的维数均设置为 10 维,函数最优值均为 0.将 4 种算法独立运行 20 次,统计最优值(Best)、均值(Mean)和标准差(Std),统计结果如表 2 所示.

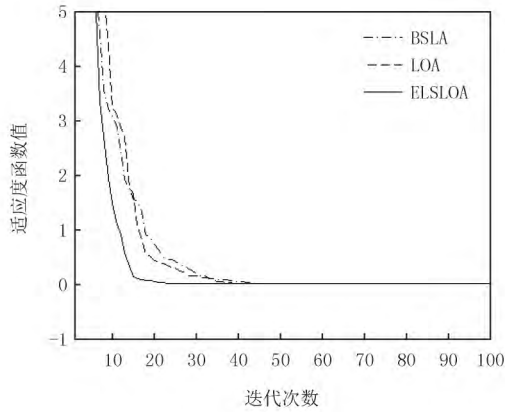


图 1 f_3 函数仿真对比 (2 维)

Fig.1 Simulation for function f_3 (2 dimension)

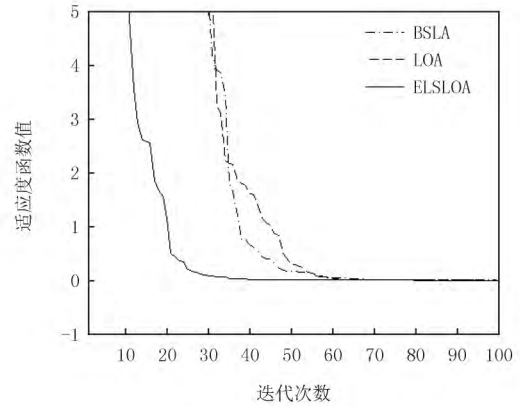


图 2 f_8 函数仿真对比 (10 维)

Fig.2 Simulation for function f_8 (10 dimension)

表 2 不同类型算法对比

Tab.2 Comparison for different kind of algorithm

函数	算法	Best	Mean	Std	函数	算法	Best	Mean	Std
f_{11}	ACO	2.89×10^{-4}	2.01×10^{-3}	1.79×10^{-3}	f_{13}	ACO	3.45×10^{-4}	3.69×10^{-3}	6.72×10^{-3}
	KH	6.46×10^{-4}	4.38×10^{-3}	8.65×10^{-3}		KH	5.72×10^{-4}	5.58×10^{-3}	9.51×10^{-3}
	CS	7.32×10^{-4}	5.53×10^{-3}	4.70×10^{-3}		CS	7.52×10^{-4}	5.62×10^{-3}	7.08×10^{-3}
	ELSLOA	1.98×10^{-4}	3.42×10^{-3}	2.48×10^{-4}		ELSLOA	1.21×10^{-4}	1.05×10^{-3}	6.63×10^{-3}
f_{12}	ACO	2.63×10^{-3}	5.13×10^{-3}	2.50×10^{-2}	f_{14}	ACO	9.63×10^{-4}	2.03×10^{-3}	2.07×10^{-3}
	KH	7.76×10^{-3}	1.35×10^{-2}	5.61×10^{-2}		KH	6.04×10^{-4}	7.14×10^{-3}	8.51×10^{-3}
	CS	9.08×10^{-3}	4.84×10^{-2}	6.78×10^{-2}		CS	3.18×10^{-4}	4.36×10^{-3}	5.37×10^{-3}
	ELSLOA	4.32×10^{-4}	1.46×10^{-3}	3.75×10^{-2}		ELSLOA	1.16×10^{-4}	3.55×10^{-3}	4.26×10^{-3}

从表 2 的统计结果可以看出,在与不同类型算法对比结果中,本文提出的 ELSLOA 由于侧重于局部开采能力,因而在 4 个对比函数中,所寻找到的全局最优值(Best)是 4 种算法中最好的,这是由于在基本狮群算法中采用局部增强搜索方法以后,极大地提高了狮群算法的局部开采能力,使得 ELSLOA 不仅能取得最优值,同时在均值(Mean)和标准差(Std)性能上也能取得不错的效果.

为了更为清晰地对算法进行对比分析,给出 f_{11} 函数的仿真对比图,如图 3 所示.

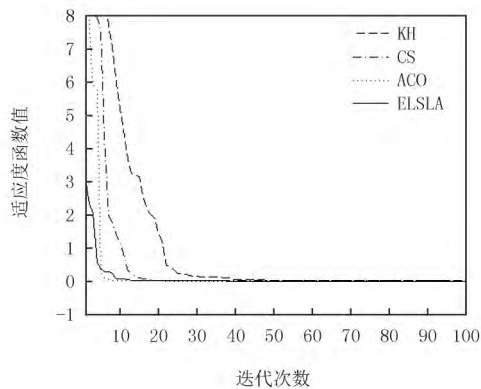


图 3 不同类型算法对比仿真图

Fig.3 Simulation results for different kind of algorithm

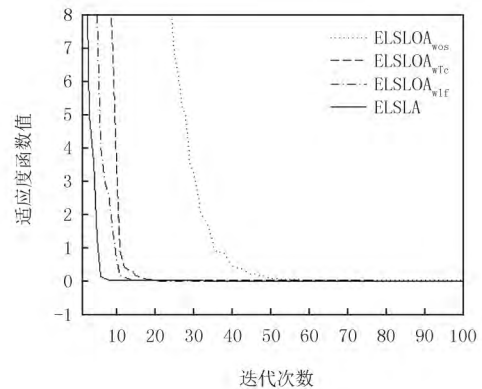


图 4 局部搜索能力的仿真

Fig.4 Simulation for local search ability

从图3的仿真对比结果可以看到,本文提出的 ELSLOA 能够取得不错的优化效果,整体性能优于其他类型算法,在经过较少的迭代次数以后就能稳定在最优值附近搜索,显示出算法良好的局部开采能力,这与实际的统计分析结果一致。

3.2 局部搜索能力分析

以下将对本文算法中所采用的局部搜索操作进行分析,分别分析反向搜索(opposition-based search)、Levy flight 以及 Tent 混沌搜索对本文提出的 ELSLOA 影响,若 ELSLOA 中不采用反向搜索,则将此时的算法标记为 ELSLOA_{wos} (ELSLOA without opposition-based search),将 ELSLOA 不采用 Levy flight 标记为 ELSLOA_{wLf} (ELSLOA without Levy flight),将 ELSLOA 不采用 Tent 混沌搜索的算法标记为 ELSLOA_{wTc} (ELSLOA without tent chaos).利用基准函数 $f_{15} \sim f_{18}$ 进行仿真分析,其中函数的维数均设置为 10,函数最优值均为 0. 4 种算法独立运行 20 次,将每次运行得到的最优值(Best)、均值(Mean)和标准差(Std)进行统计,其结果如表 3 所示。

从统计结果可以看出,本文提出的 ELSLOA 优于其他几种算法,显示出 3 种局部搜索方式都有效提高了算法的局部进化能力,使得函数的性能有了一定程度的提高,进一步可以看到 Levy flight 和 Tent 混沌搜索在局部开采能力上优化性能也较为接近,而反向搜索方式不仅具备较好的局部开采能力,同时也能兼顾全局勘探能力,因而当不进行反向搜索时,其性能降低明显。

为了更充分的对比分析,给出 f_{17} 函数的运行迭代图,如图 4 所示.从图 4 的仿真曲线可以看到,ELSLOA 收敛效果最佳,对于 ELSLOA_{wos} 由于没有反向搜索方式,搜索初期带有盲目性,搜索效率降低,但也看到由于具备 Tent 混沌搜索和 Levy flight 进化方式,算法仍然可以寻找到最优解,而 ELSLOA_{wLf} 和 ELSLOA_{wTc} 性能较为接近,显示出 Levy flight 以及 Tent 混沌搜索对算法影响性能接近,也显示出两种进化方式较强的局部开采能力。

表 3 局部搜索性能的函数仿真分析

Tab.3 Simulation results for local search

函数	算法	Best	Mean	Std	函数	算法	Best	Mean	Std
f_{15}	ELSLOA _{wos}	8.21×10^{-3}	5.82×10^{-2}	4.65×10^{-2}	f_{17}	ELSLOA _{wos}	1.26×10^{-3}	4.26×10^{-3}	9.07×10^{-3}
	ELSLOA _{wLf}	5.78×10^{-3}	4.63×10^{-2}	1.83×10^{-2}		ELSLOA _{wLf}	7.37×10^{-4}	1.24×10^{-3}	5.13×10^{-3}
	ELSLOA _{wTc}	5.09×10^{-3}	4.47×10^{-2}	2.01×10^{-2}		ELSLOA _{wTc}	8.15×10^{-4}	2.19×10^{-3}	6.20×10^{-3}
	ELSLOA	9.15×10^{-4}	6.70×10^{-3}	2.58×10^{-3}		ELSLOA	5.31×10^{-4}	8.58×10^{-4}	3.14×10^{-3}
f_{16}	ELSLOA _{wos}	7.36×10^{-3}	1.52×10^{-2}	1.08×10^{-2}	f_{18}	ELSLOA _{wos}	9.83×10^{-4}	7.83×10^{-3}	2.84×10^{-3}
	ELSLOA _{wLf}	5.04×10^{-4}	3.65×10^{-3}	6.34×10^{-3}		ELSLOA _{wLf}	7.16×10^{-4}	5.46×10^{-3}	2.49×10^{-3}
	ELSLOA _{wTc}	3.96×10^{-4}	2.46×10^{-3}	7.35×10^{-3}		ELSLOA _{wTc}	6.38×10^{-4}	3.19×10^{-3}	2.88×10^{-3}
	ELSLOA	1.29×10^{-4}	9.03×10^{-4}	2.51×10^{-3}		ELSLOA	2.29×10^{-4}	9.76×10^{-4}	5.15×10^{-4}

4 结 论

本文针对狮群算法所存在的问题,提出了一种能够增强其局部开采能力的改进狮群算法,并与相关智能进化算法进行了对比分析,显示了本文所提算法的性能特点.狮群算法作为一种刚刚兴起的崭新智能算法,与以往群智能算法类似,也存在全局和局部收敛能力不足等问题,同时也看到其较多的进化行为都是在模拟自然界中的狮群个体行为,因此难免会存在效率低下,寻优能力弱等问题.因此在后续的工作中,应针对算法相关特性,引入多种拟人仿生行为,提高该算法的智能性和局部寻优能力,并进一步分析该算法的收敛性能,建立该算法的严密数学框架,提高算法的全局和局部搜索能力。

参 考 文 献

- [1] 张新明,王霞,涂强,等.融合榜样学习和反向学习的粒子群优化算法[J].河南师范大学学报(自然科学版),2017,45(6):91-99.
- [2] Lin Y, Gong Y J, Zhang J. An adaptive ant colony optimization algorithm for constructing cognitive diagnosis tests[J]. Applied Soft Computing, 2017, 52: 1-13.
- [3] Jayakuma D N, Venkatesh P. Glowworm swarm optimization algorithm with topsis for solving multiple objective environmental economic dispatch problem[J]. Applied Soft Computing, 2014, 23(5): 375-386.
- [4] Supriya D, Palaniandavar V. An efficient gbest-guided cuckoo search algorithm for higher order two channel filter bank design[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2017(33): 68-84.
- [5] 刘沛,高岳林,郭伟.一种基于改进的磷虾群和粒子群的混合算法[J].河南师范大学学报(自然科学版),2017,45(2):119-124.
- [6] Radovan R B, Goran M, Marina S B. Modified Krill Herd (MKH) algorithm and its application in dimensional synthesis of a four-bar linkage[J]. Mechanism and Machine Theory, 2016, 95: 1-21.

- [7] Maziar Y, Faroborz J. Lion optimization algorithm (LOA): A nature-inspired metaheuristic algorithm[J]. *Journal of Computational Design and Engineering*, 2016, 3(1): 24-36.
- [8] Wang B, Jin X P, Cheng B. Lion pride optimizer: an optimization algorithm inspired by lion pride behavior[J]. *Science China: Information Science*, 2012, 55(10): 2369-2389.
- [9] Rayakuma B. The Lion's Algorithm: a new nature-inspired search algorithm[J]. *Procedia Technology*, 2012, 22(6): 126-135.
- [10] Oftadeh R, Mahjoob M, Shariatpanhi M. A novel meta-heuristic optimization algorithm inspired by group hunting of animals: Hunting search[J]. *Computers and Mathematics with Applications*, 2010, 60(7): 2087-2098.
- [11] Tizhoosh H R. Opposition-based reinforcement learning[J]. *Journal of Advanced Computational Intelligence and Intelligent Informatics*, 2006, 10(3): 578-585.
- [12] Ergezer M, Simonl D, Du D W. Oppositional biogeography-based optimization[C]//Proc of International Conference on Conf on System, Man and Cybernetics. San Antonio: IEEE, 2009: 1009-1014.
- [13] 刘长平, 叶春明. 具有 Levy 飞行特征的蝙蝠算法[J]. *智能系统学报*, 2013, 8(3): 240-246.
- [14] Georgios K, Charles S, Yu Lei, et al. Investigations of a GPU-based levy-firefly algorithm for constrained optimization of radiation therapy treatment planning[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2016, 26(2): 191-201.
- [15] Mantegna R N, Stanley H E. Stochastic process with ultraslow convergence to a Gaussian: the truncated Levy flight[J]. *Physical Review Letters*, 1994, 73(22): 2946-2949.
- [16] Gandomi A H, Yang X S, TALATAHARI S, et al. Firefly algorithm with chaos[J]. *Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation*, 2013, 18(1): 89-98.
- [17] Iztok F J, Matjaz P, Salahuddin M K, et al. A review of chaos-based firefly algorithms: Perspectives and research challenges[J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2015, 252(1): 155-165.
- [18] Eishorbagy M A, Mousa A A, Nasra S M, et al. Chaos-based evolutionary algorithm for general nonlinear programming problems[J]. *Chaos, Solitons and Fractals*, 2016, 85: 8-21.

An enhanced local search lion optimization algorithm

Liu Zhen, Guo Hengguang, Ren Jiancun

(College of Coastal Defense Force, Naval Aeronautical University, Yantai 264001, China)

Abstract: Lion algorithm is a new swarm intelligent evolutionary optimization algorithm, and the evolution process almostly follow the animal nature, such as prey and mating, so inevitably easy trap into local optimutun. Aiming at the deficiency of the basic lion algorithm, this paper proposes a new modified version, named as enhanced local search lion optimization algorithm(ELSLOA). In order to enhance the local evolution efficiency, the territorial lion individual can be updated with opposition-based learning method, and the excellent individual perform the Levy flight operation in order to enhance the local exploitation ability. Tent chaos search operation can be executed on the population. Simulation of benchmark functions proved that the proposed algorithm performs well than other algorithms.

Keywords: lion algorithm; opposition-based search; Levy flight; Tent chaos

[责任编辑 陈留院 赵晓华]