

# 一种基于领导者策略的狼群搜索算法<sup>\*</sup>

周 强, 周永权<sup>†</sup>

(广西民族大学 信息科学与工程学院, 南宁 530006)

**摘 要:** 基于狼群捕食行为的特性, 提出一种基于领导者策略的狼群搜索算法。该算法思想源于狼群个体之间存在相互竞争, 从而推选出狼群中最为精壮的狼作为狼群的领导者, 然后在领导者的带领下获取猎物, 这样使得狼群能够更加有效地捕获到猎物。狼群在领导者狼的带领下通过不断搜索, 捕获猎物, 该过程对于优化问题, 最终可找到全局最优解。为表明所提出的算法有效和正确性, 通过测试标准函数与其他同类算法比较, 结果表明该算法无论在收敛速度还是求解精度上都较优, 且不易陷入局部极小。

**关键词:** 领导者策略; 狼群搜索算法; 标准函数; 全局优化; 最优值

**中图分类号:** TP183      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2013)09-2629-04

**doi:** 10.3969/j.issn.1001-3695.2013.09.018

## Wolf colony search algorithm based on leader strategy

ZHOU Qiang, ZHOU Yong-quan<sup>†</sup>

(College of Information Science & Engineering, Guangxi University for Nationalities, Nanning 530006, China)

**Abstract:** This paper presented a wolf colony search algorithm based on the leader's strategy, which was based on the characteristics of the wolves prey behavior. The algorithm ideas from the following process. Wolves' individuals competed with each other. So, the strongest wolf was selected as the leader of the wolves, the wolves hunted prey under the leadership of the leader, so that they could be more effective to capture prey. Ultimately wolves could find the global optimum solution by constantly search and capture prey under the leadership of the leader wolf. In order to prove the algorithm's validity, it used test standard functions to make comparison with other algorithms. The results show that the algorithm has better performance in aspects of convergence speed and accuracy, and it is difficult to trap-in local minimum.

**Key words:** leader strategy; wolf colony search algorithm; standard functions; global optimization problems; optimal value

## 0 引言

为求解复杂非线性优化问题, 人们提出了许多群智能优化算法, 相比较传统优化方法, 群智能算法实现简单、不受搜索空间和目标函数形态的制约而被成功地应用于优化问题<sup>[1]</sup>。如粒子群算法(PSO)<sup>[2]</sup>、遗传算法(GA)<sup>[3,4]</sup>、人工蜂群算法(ABC)<sup>[5,6]</sup>等。这些群智能优化算法不同程度地都存在着一些不足, 如算法后期收敛速度较慢, 易陷入局部最优或计算精度不高等问题。

2007年Yang等人<sup>[7]</sup>仿生狼群捕食行为提出狼群算法。狼是一种非常智慧的动物, 它们在捕食食物时往往不是单独行动, 而是由几匹狼组成小分队。首先派一部分狼搜索猎物, 狼群通过气味不断地搜寻猎物; 当发现了猎物时, 迅速确定猎物的位置, 通过嚎叫来召唤同伴, 狼潜伏在各个方向等待时机对猎物进行围捕; 最后狼群在捕食到食物后, 按照狼的强弱来分配食物, 那些较弱的狼将会被狼群淘汰。狼群算法就是基于狼群的这种捕食行为提出的, 并将其成功地与人工蜂群算法融合, 应用在机器人路径规划<sup>[8]</sup>等方面。狼群算法有着良好的收敛速度, 但是求精精度不高, 易陷入局部优化。

本文以基本狼群算法为基础, 引入领导者策略, 提出一种基于领导者策略<sup>[9]</sup>的狼群搜索优化算法(wolf colony search algorithm based on the strategy of the leader, LWCA)且应用于全局优化问题。通过实验与PSO、GA、ABC以及WCA算法<sup>[8]</sup>进行比较。实验仿真结果表明, 基于领导者的狼群搜索优化算法无论是在收敛速度还是在求解精度上都有较大的提高。

## 1 领导者策略狼群算法

在狼群社会, 狼群有着严密的组织系统、分工明确、步调一致保证行动的高效性, 协同合作战胜强大的敌人。在每个狼群中都有着它们的领导者, 在领导者带领下有组织地对猎物进行围捕, 当然领导者狼是这个狼群中最为精壮的狼。狼群中领导者狼并不是一直不变, 狼群中最为精壮的几只狼通过相互竞争, 在竞争中获胜的狼将会成为这个狼群的领导者。在捕食时, 狼群中的其他狼都向着领导者狼靠近, 当狼群发现了猎物, 通过嚎叫来通知其他狼, 在领导者狼的组织下包围猎物。最后, 根据优胜劣汰原则, 将获取的食物先给予最精壮的狼, 而那些较弱的狼可能饿死, 种群中弱小的狼将会被淘汰。LWCA就是模拟狼群的这种行为提出的。

**收稿日期:** 2013-01-05; **修回日期:** 2013-02-38      **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61165015); 广西自然科学基金重点基金资助项目(2012GXNSFDA053028); 广西高等学校重大科研项目(20121ZD008); 智能感知与图像理解教育部重点实验室开放基金资助项目(IPIU012011001)

**作者简介:** 周强(1987-), 男, 江西南昌人, 硕士研究生, 主要研究方向为计算智能; 周永权(1962-), 男(通信作者), 陕西咸阳人, 教授, 博士, 主要研究方向为计算智能及其应用(yongquanzhou@126.com)。

### 1.1 领导者策略狼群算法描述

领导者狼群算法以迭代的方式不断地寻找最优值,狼群的位置即优化问题的解。狼群通过初始化狼群、竞争领导者狼、向领导者狼移动、包围猎物以及分配食物五个步骤来实现求解最优化问题。

#### 1.1.1 初始化狼群

在这个阶段,目的是让狼群中的每只狼均匀地分布在目标函数的定义域内。狼群规模为  $N$ ,搜索空间的维数为  $D$ ,第  $i$  只人工狼的位置为

$$X_i = (x_{i1}, \dots, x_{id}, \dots, x_{iD}) \quad 1 \leq i \leq N, 1 \leq d \leq D$$

$$x_{id} = x_{\min} + \text{rand} \times (x_{\max} - x_{\min}) \quad (1)$$

其中:rand 是在区间  $[0, 1]$  内均匀分布的一个随机数,  $x_{\max}$  和  $x_{\min}$  分别是搜索空间的上下限。

#### 1.1.2 竞争首领—领导者狼

为了选出狼群中最为精壮的狼作为狼群的领导者,选取最优的(即适应值最好的)  $q$  匹狼作为竞选者,这  $q$  匹竞选狼在自己周围的  $h$  个方向进行搜索,狼所在的位置为  $P_i(p_{i1}, \dots, p_{id}, \dots, p_{iD})$ 。如果竞选狼当前的位置是  $P_0$ ,  $P_1$  是围绕其当前位置  $P_0$  产生的。如果  $P_1$  优于当前位置  $P_0$ ,则竞争狼将  $P_1$  作为当前位置,并且继续进行搜索。当竞争狼的搜索次数大于最大搜索次数  $\text{maxdh}$  或者搜索到的位置不如当前位置,则竞选狼的搜索行为结束。

竞争狼附近产生的  $h$  个点的位置中第  $j$  个点第  $d$  维的位置  $y_{jd} (1 \leq j \leq h)$  为

$$y_{jd} = xx_{id} + \text{rand} \times \text{stepa} \quad (2)$$

其中:rand 是在区间  $[-1, 1]$  内均匀分布的一个随机数;  $xx_{id}$  是第  $i$  只竞选狼第  $d$  维的当前位置;  $\text{stepa}$  是搜索的步长。

竞选狼的搜索行为结束后,选出竞争狼中位置最优的那只狼作为狼群的领导者。

#### 1.1.3 向领导者狼移动

作为狼群的领导者,其他的狼向着领导者狼的位置移动,狼群中的每只狼都是为了搜索猎物,有些狼可能发现猎物,而猎物位置并不在领导者狼方向,因此,这些狼可能会远离领导者,则狼群中第  $i$  只狼第  $d$  维更新后的位置  $z_{id}$  为

$$z_{id} = x_{id} + \text{rand} \times \text{stepb} \times (x_{id} - x_{id}) \quad (3)$$

其中:  $x_{id}$  是第  $i$  只狼第  $d$  维的当前位置;rand 是在区间  $[-1, 1]$  内均匀分布的一个随机数;  $\text{stepb}$  是移动步长;  $x_{id}$  是领导者狼第  $d$  维的位置。

第  $i$  只人工狼更新后位置为  $Z_i(z_{i1}, \dots, z_{id}, \dots, z_{iD})$ 。如果  $Z_i$  优于当前的位置,则人工狼将  $Z_i$  作为当前的位置,反之,人工狼则不进行搜索移动。

#### 1.1.4 包围猎物<sup>[10]</sup>

首领狼随机地移动找到食物,通过嚎叫通知其他狼包围猎物,其他狼以领导者狼位置展开包围。对于这种行为,一个在  $[0, 1]$  内产生的随机数  $r_m$  生成。如果  $r_m$  比  $\theta$  (预先设定的一个阈值)小,则第  $i$  匹狼不进行移动,如果  $r_m$  比  $\theta$  大,则第  $i$  匹狼以领导者狼为中心对猎物进行包围。更新后的狼位置  $X_i^{t+1}$  为

$$X_i^{t+1} = \begin{cases} X_i^t & r_m < \theta \\ X_i + \text{rand} \times ra & r_m > \theta \end{cases} \quad (4)$$

其中:  $ra$  为包围步长;  $X_i$  为领导者的位置;  $X_i^t$  为第  $t$  代第  $i$  只狼的当前位置。

对于包围后的狼的位置,有可能其位置不在搜索空间内,因此对狼群包围猎物更新后的位置进行越界处理:

$$x_{id}^{t+1} = \begin{cases} x_{\max} & x_{id}^{t+1} > x_{\max} \\ x_{\min} & x_{id}^{t+1} < x_{\min} \end{cases} \quad (5)$$

在优化问题中,随着当前求出的解越来越接近理论上的最优值,因此狼群的包围步长也是随着迭代次数的增大而减小,这样狼群就有较大的概率找到更优的值。以下为包围步长  $ra$  的更新公式<sup>[11]</sup>。

$$ra(t) = ra_{\min} \times (x_{\max} - x_{\min}) \times \exp\left(\frac{\ln(ra_{\min}/ra_{\max}) \times t}{\text{maxt}}\right) \quad (6)$$

其中:  $t$  为当前迭代次数;  $\text{maxt}$  为最大迭代次数;  $ra_{\max}$  和  $ra_{\min}$  为最大最小的包围步长。

#### 1.1.5 分配食物更新狼群

根据狼群的食物分配原则,最精壮的狼将优先获取食物,而接着再分配给较为弱小的狼。这样分配食物可能会导致最弱小的狼会饿死,但是能确保精壮的狼能够继续生存下去,使得种群有着更好的适应能力。据优胜劣汰原则,移除最差的  $m$  匹狼,然后随机生成  $m$  匹狼(通过式(1)),这样种群不易陷入局部最优,且使得种群具有多样性。

### 1.2 LWCA 实施步骤

a) 初始化。初始化狼群中狼的个数为  $n$ ,最大迭代次数为  $\text{maxt}$ ,竞争首领狼的个数为  $q$ ,搜索方向为  $h$ ,最大搜索次数为  $\text{maxdh}$ ,搜索步长为  $\text{stepa}$  和移动步长为  $\text{stepb}$ ,围攻步长的最大值与最小值分别为  $ra_{\max}$  和  $ra_{\min}$ ,最差狼的个数为  $m$ 。对每匹狼的位置通过式(1)进行初始化。

b) 选最优的  $q$  匹狼通过搜索来竞争首领狼,第  $i$  匹竞选狼通过式(2)不断向前搜索到更优的位置。

c) 选取最优的竞选狼作为领导者狼,其他狼向着领导者狼位置移动,按式(3)对其位置进行更新。

d) 首领狼搜寻到猎物。其他狼包围猎物,通过式(4)对其位置进行更新,并对更新后的位置依照式(5)进行越界处理。

e) 按照狼群分配原则对狼群进行更新。去除狼群中最差的  $m$  匹狼,同时通过式(1)随机产生  $m$  匹狼。

f) 一次迭代结束,进行下一次迭代,判断是否满足结束条件,满足条件退出循环,记录结果;否则,跳转到步骤 b)。

### 1.3 LWCA 流程(图 1)

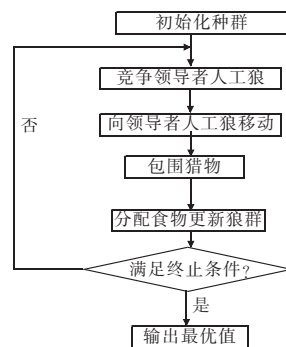


图 1 LWCA 流程

## 2 数值仿真实验

本实验用 MATLAB 2010b<sup>[12]</sup> 编写的仿真程序,在 Windows

XP 操作系统,AMD Athlon(速龙)640 四核处理器,3 GB 内存的 PC 机上实现。

## 2.1 测试函数与初始化参数

为了验证本文算法的有效性,本文选取 14 个基准测试函数进行测试,并与 PSO、GA、ABC 以及 WCA 进行比较。14 个常用的标准测试函数如表 1、2 所示<sup>[13]</sup>。

表 1 单峰函数

函数	函数表达式	维数	取值范围	全局最小值
$F_1$	$F_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
$F_2$	$F_2(x) = \sum_{i=1}^D ix_i^2$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
$F_3$	$F_3(x) = \sum_{i=1}^{D-1} [(x_i-1)^2 + 100(x_{i+1}-x_i^2)^2]$	30	$[-5, 5]$	0
$F_4$	$F_4(x) = \max( x_i )$	30	$[-100, 100]$	0
$F_5$	$F_5(x) = \sum_{i=1}^D (x_i^2 + 0.5)^2$	30	$[-100, 100]$	0
$F_6$	$F_6 = \sum_{i=1}^D ix_i^4 + \text{rand}(0, 1)$	30	$[-1.28, 1.28]$	0
$F_7$	$F_7(x) =  x_i ^{i+1}$	30	$[-1, 1]$	0

表 2 多峰函数

函数	函数表达式	维数	取值范围	全局最小值
$F_8$	$F_8(x) = 10 \times D + \sum_{i=1}^m [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i)]$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
$F_9$	$F_9(x) = -20 \exp[-\frac{1}{5} \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^D x_i^2}] - \exp[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)] + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0
$F_{10}$	$F_{10}(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	30	$[-600, 600]$	0
$F_{11}$	$F_{11}(x) = -\sum_{i=1}^D x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	$[-500, 500]$	-418.98 $29 \times D$
$F_{12}$	$F_{12}(x, y) = (4 - 2.1x^2 + \frac{1}{3}x^4)x^2 + xy + 4(y^2 - 1)y^2$ $F_{13} = (\pi/n) \{10 \sin^2(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{D-1} (y_i - 1)^2 [1 + \sin^2(\pi y_{i+1})] + (y_n - 1)^2\} + \sum_{i=1}^D u(x_i, 10, 100, 4)$ $y_i = 1 + (x_i + 1)/4$ $u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > a \\ 0 & -a < x_i < a \\ k(-x_i - a)^m & x_i < -a \end{cases}$	2	$[-100, 100]$	1.0136
$F_{13}$	$F_{14} = 0.1 \{ \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^D (x_i - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi x_{i+1})] + (x_n + 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_n)] \} + \sum_{i=1}^D u(x_i, 5, 100, 4)$	30	$[-50, 50]$	0
$F_{14}$	$u(x_i, a, k, m) = \begin{cases} k(x_i - a)^m & x_i > a \\ 0 & -a < x_i < a \\ k(-x_i - a)^m & x_i < -a \end{cases}$			

LWCA、PSO、GA、ABC 以及 WCA 的初始化规模以及最大迭代次数分别设置为 200 和 800,其他参数<sup>[14]</sup>:竞争首领狼的个数为  $q=5$ ,搜索方向为  $h=4$ ,最大搜索次数为  $\max dh=15$ ,搜索步长为  $\text{stepa}=1.5$  和移动步长为  $\text{stepb}=0.9$ ,最差狼的个数为  $m=5$ , $\theta=0.2$ 。PSO:惯性权重  $C_1=C_2=1.49445$ 。GA:交叉概率与变异概率分别设为 0.8 和 0.05。ABC:搜索次数上限阈值为 100。WCA:搜索狼个数为 5,搜索方向为 4,最大搜索次数为 15,搜索步长为 1.5,包围步长为 0.9,最差人工狼个数为 5。

## 2.2 LWCA 与 PSO、GA、ABC、WCA 对比

实验分别对  $F_1 \sim F_7$  七个单峰函数以及  $F_8 \sim F_{14}$  七个多峰函数进行测试,进行了 20 次独立实验,求出其标准差、平均值、最差值、最优值,如表 3 和 4 所示。

表 3 单峰函数的结果比较

		PSO	GA	ABC	WCA	LWCA
$F_1$	标准差	1.8420E-01	2.9970E-01	8.0736E-10	-	2.0633E-14
	平均值	6.7680E-01	1.3393E+00	9.2939E-10	3.0815E-09	2.3514E-14
	最差值	9.8070E-01	1.8364E+00	9.2939E-10	-	8.4080E-14
	最优值	4.1350E-01	7.7190E-01	7.5038E-11	2.7055E-11	7.0262E-15
$F_2$	标准差	1.9225E-01	2.9000E-02	5.9750E-11	-	2.0024E-14
	平均值	5.3123E-01	1.0660E-01	8.1585E-11	-	9.0271E-15
	最差值	1.0020E+00	1.4490E-01	2.4295E-10	-	8.4199E-14
	最优值	2.5214E-01	4.8400E-02	1.0258E-11	-	7.2807E-19
$F_3$	标准差	1.6378E+01	2.9585E+01	4.2700E-01	-	7.7651E-11
	平均值	3.7199E+01	6.1838E+01	3.9740E-01	-	2.2639E-11
	最差值	8.5938E+01	9.2781E+01	1.8818E+00	-	3.3252E-10
	最优值	2.8050E+01	2.4465E+01	5.2800E-02	-	8.8901E-17
$F_4$	标准差	5.1384E-01	2.3930E-01	3.0131E+00	-	1.3432E-07
	平均值	1.7985E+00	1.3023E+00	3.7526E+01	7.8201E-06	1.0469E-07
	最差值	2.6676E+00	1.7755E+00	4.2994E+01	-	5.5400E-07
	最优值	1.0015E+00	9.9400E-01	3.3436E+01	1.8378E-07	7.6263E-09
$F_5$	标准差	2.3543E-01	8.4152E-01	5.4574E-10	-	2.1642E-14
	平均值	6.5107E-01	8.3552E-01	7.6857E-10	-	2.0827E-14
	最差值	1.0536E+00	3.2358E+00	1.9910E-09	-	1.0868E-13
	最优值	2.7015E-01	8.3552E-01	1.9340E-10	-	8.1699E-15
$F_6$	标准差	1.2024E-02	1.4531E-02	4.5200E-02	-	1.1520E-02
	平均值	3.4090E-02	1.2026E-02	1.8246E-01	-	5.8729E-02
	最差值	6.2901E-02	6.8204E-02	2.6657E-01	-	4.5616E-02
	最优值	1.1379E-02	1.2026E-02	1.1333E-01	-	1.7179E-04
$F_7$	标准差	1.7818E-07	8.8198E-07	7.8282E-14	-	1.0336E-08
	平均值	7.3098E-08	7.2678E-07	6.2472E-14	-	3.6239E-09
	最差值	6.1342E-07	1.3504E-06	3.0783E-13	-	4.7136E-08
	最优值	0	1.0313E-07	1.8062E-16	-	5.7590E-12

表 4 多峰函数的结果比较

		PSO	GA	ABC	WCA	LWCA
$F_8$	标准差	1.0841E+01	5.4090E-01	3.0700E-01	-	5.2241E-08
	平均值	3.9477E+01	1.4920E+00	1.0770E-01	2.4866E-06	2.1368E-08
	最差值	6.0499E+01	2.5504E+00	1.0131E+00	-	1.9160E-07
	最优值	2.0395E+01	8.6930E-01	1.3317E-07	5.7362E-08	0
$F_9$	标准差	4.6845E-01	8.6703E-02	5.2421E-05	-	5.5473E-05
	平均值	2.0127E+00	5.5336E-01	1.1200E-04	0.0373	3.7183E-05
	最差值	2.8701E+00	7.0401E-01	2.8553E-04	-	1.4843E-04
	最优值	1.1994E+00	4.5161E-01	5.6065E-05	9.5163E-07	1.2042E-09
$F_{10}$	标准差	9.8961E-02	8.0062E-02	6.3724E-07	-	8.6077E-03
	平均值	7.3611E-01	4.7297E-01	3.6444E-07	1.7545E-12	7.8529E-03
	最差值	8.8494E-01	6.1121E-01	2.4036E-06	-	2.4644E-02
	最优值	4.9957E-01	3.1151E-01	2.2090E-09	1.1102E-16	5.5483E-07
$F_{11}$	标准差	7.9579E+02	3.5662E+00	1.2478E+02	-	5.8745E-05
	平均值	-6.5478E+03	-1.2560E+04	-1.2202E+04	-	-1.2569E+04
	最差值	-5.3606E+03	-1.2554E+04	-1.1975E+04	-	-1.2569E+04
	最优值	-8.1639E+03	-1.2563E+04	-1.2451E+04	-	-1.2569E+04
$F_{12}$	标准差	5.5841E-06	1.7158E-04	5.3421E-10	-	1.7027E-12
	平均值	-1.0316	-1.0315	-1.0316	-	-1.0316
	最差值	-1.0316	-1.0310	-1.0316	-	-1.0316
	最优值	-1.0316	-1.0316	-1.0316	-	-1.0316
$F_{13}$	标准差	1.1698E+00	7.9805E-02	1.0012E-03	-	1.3097E-05
	平均值	2.3994E+00	1.2264E-01	4.2335E-04	-	7.5782E-05
	最差值	4.9219E+00	2.4606E-01	4.3853E-03	-	5.4449E-06
	最优值	6.0194E-01	3.3367E-02	9.1886E-06	-	1.6798E-08
$F_{14}$	标准差	7.0986E-01	3.3476E-01	7.5813E-04	-	9.2694E-05
	平均值	1.5129E+00	6.6924E-01	4.1539E-04	-	4.1179E-05
	最差值	3.1135E+00	1.4175E+00	3.4084E-03	-	4.1507E-04
	最优值	6.4044E-01	3.2254E-01	4.1608E-05	-	5.2793E-07

表 3 是对七个单峰函数进行测试得到的结果。从表 3 可看出,LWCA 在大部分单峰函数上的求解精度都高于 PSO、GA、ABC 以及 WCA。尤其是在  $F_1 \sim F_5$ ,LWCA 得到最优值更接近理论值。其中  $F_1$  达到  $10^{-15}$ , $F_2$  达到  $10^{-19}$ , $F_3$  达到  $10^{-17}$ , $F_4$  达到  $10^{-9}$ , $F_5$  达到  $10^{-5}$ 。由测试结果可看出,LWCA 优于 PSO、GA、ABC 以及 WCA。

表 4 是对七个多峰函数进行测试得到的结果。从表 4 可看出,LWCA 在大部分多峰函数上的求解精度都要高于 PSO、GA、ABC 以及 WCA。尤其是在  $F_8$ 、 $F_9$ 、 $F_{11}$ 、 $F_{12}$ , $F_8$  直接可得到理论值 0, $F_9$  达到  $10^{-9}$ , $F_{11}$  达到  $10^4$  并更接近理论值, $F_{12}$  已经接近理论值,其标准差的精度达到  $10^{-12}$ 。同样,由多峰函数的

测试结果可看出, LWCA 优于 PSO、GA、ABC 以及 WCA。

综合表 3 和 4 的数据可看出, 对于单峰函数或多峰函数, LWCA 的求解精度总体上都要优于 PSO、GA、ABC 及 WCA。

为可直观地比较 LWCA、PSO、GA 以及 ABC, 通过实验得到图 2~15。图 2~15 分别是通过测试 14 个标准函数得到的迭代次数与目标函数值的收敛曲线。从图 2~15 可看出, 尤其图 4、5 以及图 10, 求解 LWCA 的精度和收敛速度都明显优于 PSO、GA 及 ABC。

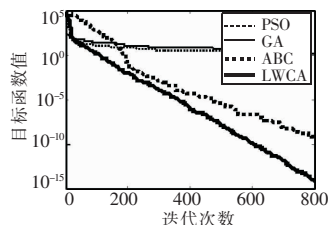


图 2  $F_1$  函数的收敛曲线对比

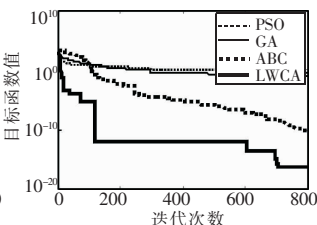


图 3  $F_2$  函数的收敛曲线对比

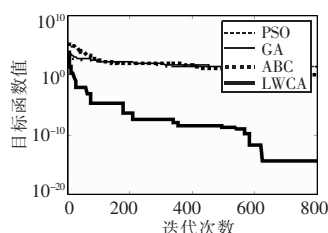


图 4  $F_3$  函数的收敛曲线对比

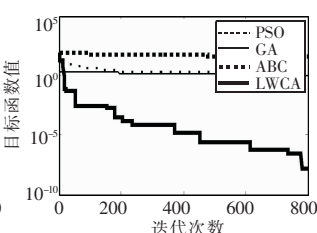


图 5  $F_4$  函数的收敛曲线对比

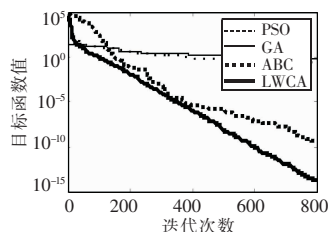


图 6  $F_5$  函数的收敛曲线对比

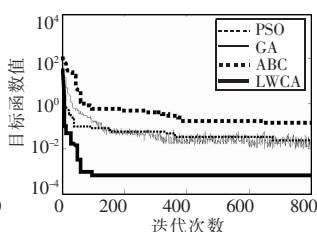


图 7  $F_6$  函数的收敛曲线对比

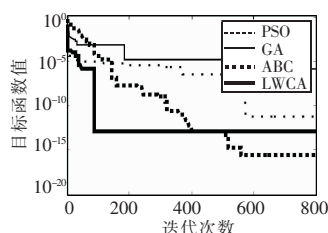


图 8  $F_7$  函数的收敛曲线对比

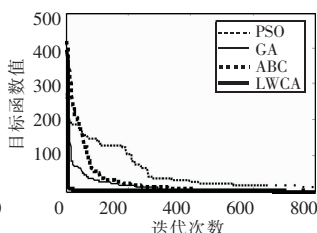


图 9  $F_8$  函数的收敛曲线对比

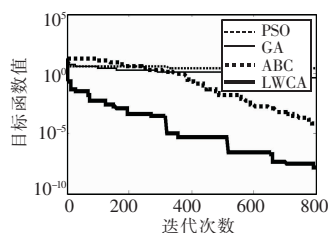


图 10  $F_9$  函数的收敛曲线对比

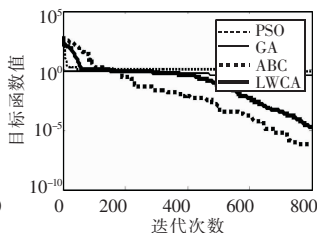


图 11  $F_{10}$  函数的收敛曲线对比

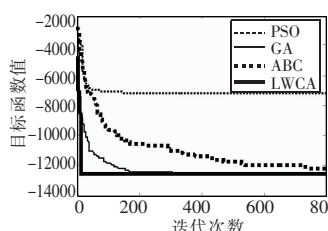


图 12  $F_{11}$  函数的收敛曲线对比

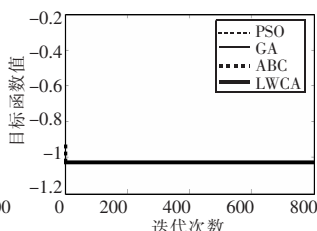


图 13  $F_{12}$  函数的收敛曲线对比

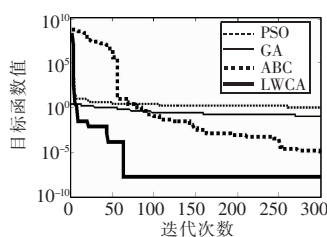


图 14  $F_{13}$  函数的收敛曲线对比

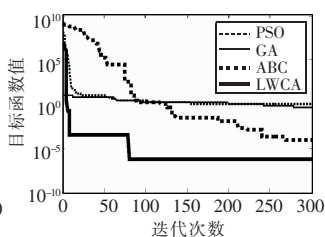


图 15  $F_{14}$  函数的收敛曲线对比

### 3 结束语

本文基于狼群捕食的行为特性, 提出了一种基于领导者策略的狼群全局优化算法。狼群为了生存, 不断地在领导者人工狼的带领下围捕食物。通过不断搜寻食物、包围食物的过程, 从而一步步地达到全局寻优的目的。拓宽基于领导者策略的狼群算法的应用范围将是下一步的研究工作。

#### 参考文献:

- [1] PARDALOS P M, ROMEIJN H E. Recent developments and trends in global optimization [J]. *Journal of Computational and Applied Mathematics*, 2000, 124(1-2): 209-228.
- [2] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//Proc of the IEEE International Conference on Neural Networks. 1995: 1942-1948.
- [3] HOLLAND J H. Outline for a logical theory of adaptive systems [J]. *Journal of the Association for Computing Machinery*, 1962, 9(3): 297-314.
- [4] HOLLAND J H. Adaptation in natural and artificial systems [M]. Ann Arbor, Mich: University of Michigan Press, 1975.
- [5] KARABOGA D. An idea based on honey swarm for numerical optimization [D]. [S. l.]: Erciyes University, Engineering Faculty, 2005.
- [6] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm [J]. *Applied Soft Computing*, 2008, 8(1): 687-697.
- [7] YANG Chen-guang, TU Xu-yan, CHEN Jie. Algorithm of marriage in honey bees optimization based on the wolf pack search [C]//Proc of International Conference on Intelligent Pervasive Computing. 2007: 462-467.
- [8] LIU Chang-an, YAN Xiao-hu, LIU Chun-yang, et al. The wolf colony algorithm and its application [J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2011, 20(2): 212-216.
- [9] ZHOU Yong-quan, LIU Jia-kun, ZHAO Guang-wei. Leader glowworm swarm optimization algorithm for solving nonlinear equations systems [J]. *Electrical Review*, 2012, 88(1b): 101-106.
- [10] CUEVAS E, GONZALEZ M, ZALDIVAR D. An algorithm for global optimization inspired by collective animal behavior [J]. *Discrete Dynamics in Nature and Society*, 2012, 2012: 24.
- [11] OFTADEH R, MAHJOOB M J, SHARIATPANAH 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.
- [12] 龚纯, 王正林. 精通 MATLAB 最优化计算 [M]. 北京: 电子工业出版社, 2009: 130-131.
- [13] ZHAO Rui-qing, TANG Wan-sheng. Monkey algorithm for global numerical optimization [J]. *Journal of Uncertain Systems*, 2008, 2(3): 165-176.
- [14] 雷英杰. MATLAB 遗传算法工具箱及应用 [M]. 西安电子科技大学出版社, 2005: 146-207.