

基于自适应权重和柯西变异的鲸鱼优化算法

郭振洲¹, 王 平¹, 马云峰², 王 琦², 拱长青¹

(1 沈阳航空航天大学 计算机学院, 辽宁 沈阳 110136; 2 沈阳航空航天大学 能源与环境学院, 辽宁 沈阳 110136)

摘 要: 为了改进鲸鱼算法(WOA)容易陷入局部最优和收敛精度低的问题, 提出了基于自适应权重和柯西变异的鲸鱼算法(WOAWC). 首先通过柯西逆累积分布函数方法对鲸鱼位置进行变异, 提高了鲸鱼算法的全局搜索能力, 避免了陷入局部最优. 另外通过自适应权重的方法改进了鲸鱼算法的局部搜索能力, 提高了收敛精度; 实验结果表明, 改进的算法和原鲸鱼算法、遗传算法、粒子群算法相比, 收敛精度和算法稳定性上都要优于其它算法.

关键词: 鲸鱼算法; 自适应权重; 柯西变异; 遗传算法; 粒子群算法

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1000-7180(2017)09-0020-06

Whaleoptimization Algorithm Based on Adaptive Weight and Cauchy Mutation

GUO Zhen-zhou¹, WANG Ping¹, MA Yun-feng², WANG Qi², GONG Chang-qing¹

(1 School of Computer technology, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China;

2 School of Energy and Environment, Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: In order to improve the problem that the whale algorithm (WOA) is easy to fall into the local optimum and the convergence accuracy is low, a whale algorithm based on adaptive weight and Cauchy mutation is proposed (WOAWC). Firstly, the variation of the whale's position is modified by the Cauchy inverse cumulative distribution function method, which improves the global search ability of the whale algorithm and avoids the local optimization. In addition, the local search ability of the whale algorithm is improved by the adaptive weighting method, and the convergence accuracy is improved. The experimental results show that the improved algorithm is superior to the original whale algorithm, genetic algorithm and particle swarm optimization, Convergence accuracy and algorithm stability are better than other algorithms.

Key words: whale algorithm; adaptive weight; cauchy mutation; genetic algorithms; particle swarm optimization

1 引言

2016 年, 澳大利亚学者 Mirjalili 通过观察鲸鱼觅食行为而受到启发, 提出了一种新的启发式搜索算法—鲸鱼优化算法(WOA)^[1]. 该算法的主要思想是通过模仿鲸鱼的捕食行为实现对目标问题的求解. 鲸鱼算法是群体优化算法的一个新成员, 因此同样存在着群体优化算法的一些共性问题, 如: 容易陷入局部最优解、收敛速度慢、收敛精度低等问题. 为了改进鲸鱼算法容易陷入局部最优和收敛精度低的问题, 提出了基于自适应权重和柯西变异的鲸鱼算

法. 首先通过柯西变异算子方法对鲸鱼位置进行变异, 提高了鲸鱼算法的全局搜索能力, 避免了陷入局部最优的问题; 另外通过自适应权重的方法改进了鲸鱼算法的局部搜索能力, 提高了收敛精度.

2008 年, 张项学等提出了一种动态改变惯性权重的自适应粒子群算法^[2], 文献[3]采用惯性权重改进粒子群算法, 简化了粒子群算法, 改进的粒子群算法在收敛精度, 速度和鲁棒性上都得到了提高. 2016 年, 杜晓昕等提出了柯西高斯变异算子, 提高了全局勘探能力, 改进的算法收敛精度, 稳定度都得到了提高^[4]. 利用惯性权重和柯西变异改进算法在防洪调

度中^[5],无线传感器网络^[6],同步电机参数辨识^[7],电力系统^[8]等领域有着广泛应用。

2 鲸鱼算法

鲸鱼算法是模仿驼背鲸觅食行为而实现的仿生智能优化算法。该算法主要包括三个阶段:包围捕食、气泡袭击、寻找食物。

2.1 包围捕食阶段

在这个阶段中,驼背鲸并不知道食物的位置,它们通过群体合作,来获得食物的位置信息。距离食物最近的鲸鱼就相当于当前的一个局部最优解,其它鲸鱼个体都会朝着这个位置靠近,从而并逐步包围食物。这个阶段行为的数学模型表示如下:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)| \quad (1)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (2)$$

式中, $\vec{A}, \vec{C}$ 是系数向量, $\vec{X}^*$ 是局部最优解, $\vec{X}$ 是位置向量, $\vec{A}, \vec{C}$ 数学表达式如下:

$$\vec{A} = 2\vec{a} \cdot \vec{r} - \vec{a} \quad (3)$$

$$\vec{C} = 2 \cdot \vec{r} \quad (4)$$

式中, $\vec{a}$ 是从2到0线性递减的向量, $\vec{r} \in [0,1]$ 的随机向量。

2.2 气泡袭击阶段

这个阶段模仿驼背鲸气泡袭击行为。通过收缩包围和螺旋更新位置来设计鲸鱼捕食吐气泡的行为,从而达到鲸鱼局部寻优的目的。

(1) 收缩包围原理

根据公式(2)鲸鱼群进行收缩包围。当 $|A| < 1$ 时,鲸鱼个体会向着当前位置最优的鲸鱼靠近。并且 $|A|$ 越大鲸鱼游走的步伐越大, $|A|$ 越小鲸鱼游走的步伐越小。

(2) 螺旋更新位置

鲸鱼个体首先计算与当前最优鲸鱼的距离,然后再以螺旋方式游走,进行食物的搜索,螺旋游走方式的数学模型表示如下:

$$\vec{X}(t+1) = \vec{D} \cdot e^{il} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) \quad (5)$$

式中, $\vec{D} = |\vec{X}^*(t) - \vec{X}(t)|$ 是鲸鱼个体到目前最好的鲸鱼距离向量, b 是常量系数, $l \in [0,1]$ 是随机向量。值得注意的是,为了实现收缩包围和螺旋更新位置同步,通过概率 p 进行收缩包围, $1-p$ 进行螺旋游走, $p \in [0,1]$ 的随机向量,数学原理模型如下:

$$\vec{X}(t+1) =$$

$$\begin{cases} \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} & \text{if } p < 0.5 \\ \vec{D} \cdot e^{il} \cdot \cos(2\pi l) + \vec{X}^*(t) & \text{if } p \geq 0.5 \end{cases} \quad (6)$$

2.3 寻找食物阶段

鲸鱼通过控制 $|A|$ 向量游走获取食物,当 $|A| > 1$ 时,强迫鲸鱼个体朝参考鲸鱼靠近,鲸鱼个体朝随机选取的参考鲸鱼更新位置。这种方式使鲸鱼个体能够进行全局搜索,获得全局最优解。数学模型表示如下:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_{\text{rand}} - \vec{X}(t)| \quad (7)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_{\text{rand}} - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (8)$$

式中, $\vec{X}_{\text{rand}}$ 是随机获得的参考鲸鱼位置向量。

3 鲸鱼优化算法的改进

为了改进鲸鱼算法容易陷入局部最优和收敛精度低的问题,本文从两个方面对鲸鱼算法进行改进。一方面通过柯西分布积累函数的方法对全局搜索的鲸鱼位置信息变异,提高鲸鱼的全搜索探能力。另一方面通过引入自适应权重方法,从而来提高鲸鱼的局部寻优能力。

3.1 柯西分布的逆累积分布函数

柯西分布在原点处峰值比较小,而在两端的分布比较长。所以,柯西变异可以在当前变异个体附近生成更大的扰动,使得柯西变异范围比较广,因此,采用柯西变异的分布更容易跳出局部极值,所以本文采用了柯西逆累积分布函数,充分利用柯西两端变异的效果。

当鲸群在进行全局搜索时,需要随机选取一头鲸鱼作为参考鲸鱼,然后其它鲸鱼向参考鲸鱼随机选取靠近。参考鲸鱼的选择影响鲸鱼算法的全局搜索,原算法中参考鲸鱼是随机选择的,因此不容易找到全局最优解,针对这个问题受文献[9]的启发,本文选取了柯西逆累积分布函数对鲸鱼进行变异,通过柯西分布^[9]有很长的尾巴的特点,让鲸鱼个体朝更广的范围变异。同时,当鲸鱼进行柯西逆累积分布函数变异时,鲸鱼会采用螺旋行走进行局部寻优,从而避免了鲸鱼盲目变异的特点。柯西逆累积分布函数如公式(9)所示,将公式(7)、(8)改成公式(10)。

$$F^{-1}(p; x_0, \gamma) = x_0 + \gamma \cdot \tan\left(\pi \cdot \left(p - \frac{1}{2}\right)\right) \quad (9)$$

$$\vec{X}(t+1) = x_{ij}(t) + \vec{A} \cdot \tan\left(\pi \cdot \left(r - \frac{1}{2}\right)\right) \quad (10)$$

式中, F^{-1} 是柯西分布的逆累积分布函数, x_{ij} 是变异前的第 i 头鲸鱼的 j 个位置点, $\gamma = \vec{A}$, $r \in [0,1]$ 的均匀分布。

3.2 自适应权重

惯性权重是粒子群中很重要的一个参数,当惯性权重较大时,算法搜索能力较强,可以搜索较大的区域,当惯性权重较小时,算法后期搜索能力较强,可以在最优解周围精细搜索.

鲸鱼进行局部寻优时,是以公式(2) 和公式(5) 进行局部搜索的,其中当鲸鱼以公式(2) 向局部最优解靠近时,这时只能靠近局部最优解,而不能进行更好的局部寻优,针对这个问题受文献[10] 的启发,提出了新的自适应权重方法,鲸鱼接近食物的时候,采用较小的自适应权重改变此时最优的鲸鱼的位置,使得鲸鱼局部寻优能力得到提高. 自适应权值公式如(11) 所示,改进式(2) 的公式如(12) 所示:

$$\omega = \sin(\frac{\pi \cdot t}{2 \cdot it_{\max}} + \pi) + 1$$

(11)

$$\vec{X}(t+1) = \omega \cdot \vec{X}^*(t) - \vec{A} \cdot \vec{D}$$

(12)

式中, t 为当前迭代次数, $it_{\max}$ 是最大迭代次数.

3.3 算法流程图

改进的鲸鱼算法从两个方面优化了鲸鱼捕食行为,一方面是通过柯西变异使鲸鱼获得更好的全局勘探能力,使得鲸鱼获得更好的全局最优解,另一方面通过自适应权重,使鲸鱼有更好的局部寻优能力,通过两方面的改进,改进后的鲸鱼算法流程图如图 1 所示.

4 函数测试与结果分析

4.1 参数设置

算法所在的实验平台 Window7、64 bit 系统、32GB 内存. 所有算法种群规模为 30、迭代次数为 500

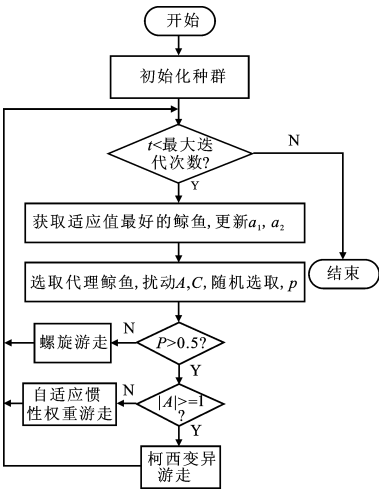


图 1 改进的鲸鱼流程图

次、遗传算法交叉概率 0.3、变异概率 0.1. 采用 Matlab2015b 进行仿真实验.

4.2 测试函数

本文选取了单峰函数,多峰函数和固定维度的基准测试函数对实验进行了测试,表 1、表 2、表 3 中详细地列出了各个测试函数.

4.3 实验结果与分析

将本文所提出的基于自适应权重和柯西变异的鲸鱼算法(WOAWC)与遗传算法(GA)、粒子群算法(PSO)、鲸鱼算法(WOA)进行对比实验,其中迭代次数为 500 次,并将 50 次实验结果求得平均值. 为了能够清楚的观察到函数值的变化情况,将函数值取常数对数函数,实验结果如表 4.

表 1 单峰函数

单峰函数	维度	范围	最小值
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100,100]$	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	$[-10,10]$	0
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100,100]$	0
$f_4(x) = \max_i \{ x_i , 1 \leq i \leq n \}$	30	$[-100,100]$	0
$f_5(x) = \sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	30	$[-30,30]$	0
$f_6(x) = \sum_{i=1}^n (\lfloor x_i + 0.5 \rfloor)^2$	30	$[-100,100]$	0
$f_7(x) = \sum_{i=1}^n ix_i^4 + \text{random}[0,1)$	30	$[-1.28,1.28]$	0
$f_8(x) = \sum_{i=1}^n -x_i \sin(\sqrt{ x_i })$	30	$[-500,500]$	2 094. 914 5

表 2 多峰函数

多峰函数	维度	范围	最小值
$f_9(x)=\lfloor x_i^2-10\cos(2\pi x_i)+10\rfloor$	30	$[-5.12,5.12]$	0
$f_{10}(x)=-20\exp\left(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^nx_i^2}\right)-\exp\left(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^n\cos(2\pi x_i)\right)+20+e$	30	$[-32,32]$	0
$f_{11}(x)=\frac{1}{4000}\sum_{i=1}^nx_i^2-\prod_{i=1}^n\cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)+1$	30	$[-600,600]$	0
$f_{12}=\frac{\pi}{n}\left\{10\sin(\pi y_1)+\sum_{i=1}^{n-1}(y_i-1)^2[1+10\sin^2(\pi y_{i+1})]+(y_n-1)^2\right\}+\sum_{i=1}^nu(x_i,10,100,4)$	30	$[-50,50]$	0
$y_i=1+\frac{x_i+1}{4}u(x_i,a,k,m)=\begin{cases}k(x_i-a)^2 & x_i>a \\ 0 & -a\leq x_i\leq a \\ k(-x_i-a)^m & x_i<-a\end{cases}$			
$f_{13}(x)=0.1(\sin^2(3\pi x)+\sum_{i=1}^n(x_i-1)^2[1+\sin^2(3\pi x_i+1)]+(x_n-1)^2(1+\sin^2(2\pi x_n))+\sum_{i=1}^nu(x_i,5,100,4))$	30	$[-50,50]$	0

表 3 固定维度函数

固定维度函数	维度	范围	最小值
$f_{14}(x)=\left(\frac{1}{500}+\sum_{j=1}^{25}\frac{1}{j+\sum_{i=1}^2(x_i-a_{ij})^6}\right)^{-1}$	2	$[-65,65]$	1
$f_{15}(x)=\sum_{i=1}^{11}\left[a_i-\frac{x_1(b_i^2+b_ix_2)}{b_i^2+b_ix_3+x_4}\right]^2$	4	$[-5,5]$	0.000 3
$f_{16}(x)=[1+(x_1+x_2+1)^2(19-14x_1+3x_1^2-14x_2+6x_1x_2+3x_2^2)]\times[30+(2x_1-3x_2)^2\times(18-32x_1+12x_1^2+48x_2-36x_1x_2+27x_2^2)]$	2	$[-2,2]$	3
$f_{17}(x)=-\sum_{i=1}^4c_i\exp\left(-\sum_{j=1}^3a_{ij}(x_j-p_{ij})^2\right)$	3	$[1,3]$	-3.86
$f_{18}(x)=-\sum_{i=1}^4c_i\exp\left(-\sum_{j=1}^6a_{ij}(x_j-p_{ij})^2\right)$	6	$[0,1]$	-3.86
$f_{19}(x)=-\sum_{i=1}^5[(X-a_i)(X-a_i)^T+c_i]^{-1}$	4	$[0,10]$	-10.153 2
$f_{20}(x)=-\sum_{i=1}^7[(X-a_i)(X-a_i)^T+c_i]^{-1}$	4	$[0,10]$	-10.402 8
$f_{21}(x)=-\sum_{i=1}^{10}[(X-a_i)(X-a_i)^T+c_i]^{-1}$	4	$[0,10]$	-10.536 3

表 4 实验结果

函数	GA		PSO		WOA		WOAWC	
	平均值	标准偏差	平均值	标准偏差	平均值	标准偏差	平均值	标准偏差
f_1	1 844.66	8.73E+02	3.05E-01	0.41	0.279 41	0.13	0	0
f_2	10.60	3.78	3.181 36	2.49	10.211 45	4.81	3.32E-178	0
f_3	31 779.38	8.23E+03	4.66E+02	194.91	13 652.9	5.03E+03	0	0
f_4	60.75	8.09	4.559 7	1.51	15.405 8	7.027	1.19E-180	0
f_5	583 785.62	705 953.32	209.586 9	159.67	414.646	536.21	28.581 8	0.11
f_6	1 902.80	1 346.003 6	0.493 4	0.88	0.307 7	0.155	0.113 5	0.038

续表

函数	GA		PSO		WOA		WOAWC	
	平均值	标准偏差	平均值	标准偏差	平均值	标准偏差	平均值	标准偏差
f_7	0.95	0.52	0.260 8	0.14	0.81	0.276	0.000 13	0.000 1
f_8	-2 115.71	504.84	-3 939.61	616.004	-10 572.89	1 667	-10 557.39	2 247.94
f_9	83.94	20.26	79.678 4	23.016 8	164.14	46.497	0	0
f_{10}	11.38	2.35	2.296 0	0.677 1	5.099 5	1.681 6	8.88E-16	0
f_{11}	17.42	10.50	1.841 1	0.779	0.038 4	0.016	0	0
f_{12}	21 835.79	56 820.47	1.487 6	1.429 5	6.459 8	3.14	0.006 2	0.002 4
f_{13}	547 884.4	826 407.4	2.155 2	2.721	26.427 1	13.49	0.138 6	0.064 7
f_{14}	0.998	2.51E-13	3.867 8	3.302 6	0.998 0	1.11E-11	1.689 7	1.521 3
f_{15}	0.009 6	0.017	0.000 8	0.000 3	0.000 8	0.000 25	0.000 5	0.000 17
f_{16}	-0.942 9	0.102 84	-1.031 63	2.73E-16	-1.031 63	1.82E-08	-1.031 6	3.26E-08
f_{17}	8.40	14.432	3	1.17E-15	3	1.02E-07	3.000 002	6.04E-06
f_{18}	-3.262 8	0.3781	-3.863	3.11E-15	-3.86	0.000 57	-3.846 19	0.027 44
f_{19}	-1.575	0.614 6	-3.283 9	0.056	-3.224 5	0.105 7	-3.241 49	0.097 09
f_{20}	-1.524	0.821 4	-7.000 98	3.525 7	-7.766 4	2.776 8	-8.551 83	2.4016
f_{21}	-1.759	0.846 6	-6.390 1	3.527 7	-7.172	3.392 1	-8.380 76	2.560 3

通过对单峰、多峰、混合函数进行 50 次测试,从表 4 可以看出函数 f_1 、 f_3 、 f_9 、 f_{11} 、 f_{16} 收敛到了最小值,从标准偏差看出,其函数的稳定度也明显高于其它三种算法. f_2 、 $f_4 \sim f_7$ 、 f_{10} 、 f_{12} 、 f_{13} 、 f_{15} 、 f_{20} 、 f_{21} 虽然经过 500 迭代没有收敛到最低值,但是和其它 3 种算法比,收敛速度、收敛精度和稳定度都有明显的提高, f_{17} 、 f_{18} 和其它两种算法相比,优化前后效果相差不大. f_8 、 f_{14} 优化后的效果稍微差些. 总体来看,改进的鲸鱼算法从精度和稳定度都有所提高,尤其是对于单峰和多峰函数,收敛精度和稳定度都有较好的提高. 为了能直观的显示优化的效果,本文选取了六个函数的优化图,如图 2 ~ 图 7 所示.

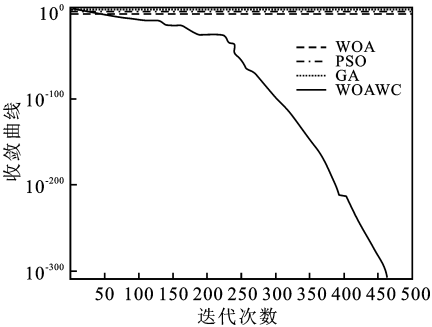


图 2 函数 f_1 收敛图

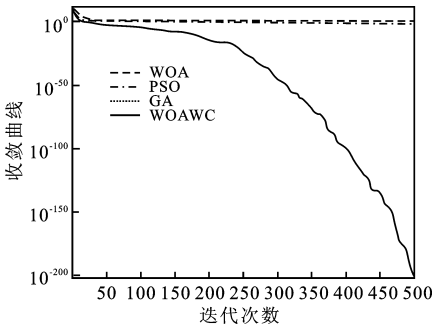


图 3 函数 f_2 收敛图

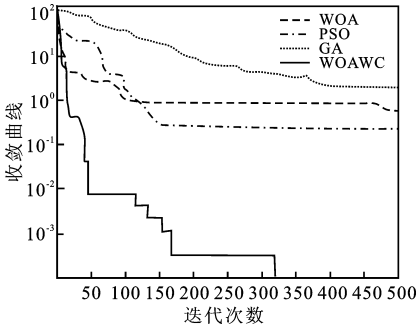


图 4 函数 f_7 收敛图

5 结束语

为提高鲸鱼算法的收敛精度,避免鲸鱼算法陷

入局部最优解,本文提出了基于自适应权重和柯西变异的鲸鱼算法. 该算法通过使用自适应权重和柯西变异方法提高了鲸鱼的全局搜索能力和局部寻优能力,从而提高了算法的收敛精度. 本文还进行了 21 个函数的仿真实验,从实验结果可以看出改进算

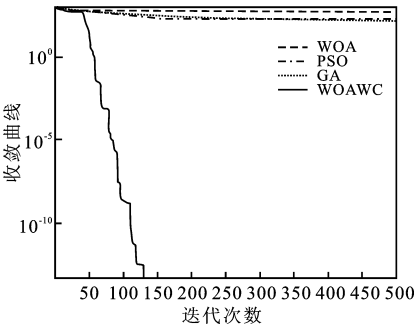


图 5 函数 f_9 收敛图

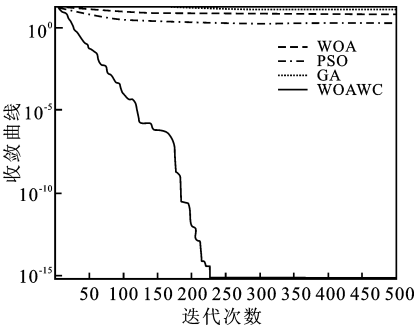


图 6 函数 f_{10} 收敛图

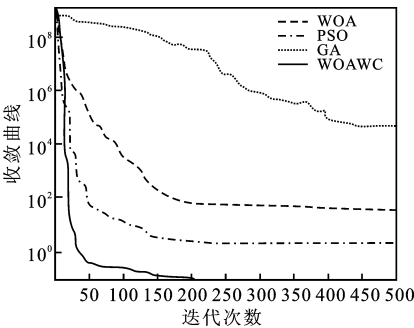


图 7 函数 f_{13} 收敛图

法在收敛速度和收敛精度方面都有要优于原鲸鱼算法、遗传算法和粒子群算法。

参考文献:

[1] Mirjalili S, Lewis A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016, 95(5):51-67.

[2] 张顶学,关治洪,刘新芝. 一种动态改变惯性权重的自适应粒子群算法[J]. 控制与决策, 2008,23 (11) ;

1253-1257.

[3] 赵志刚,黄树运,王伟倩. 基于随机惯性权重的简化粒子群优化算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 30(2): 361-363.

[4] 杜晓昕,张剑飞,郭媛,等. 基于柯西-高斯动态消减变异的果蝇优化算法研究[J]. 计算机工程与科学, 2016,38(6):1171-1176.

[5] Chen Y, Li J, Xu H. Improving flood forecasting capability of physically based distributed hydrological models by parameter optimization[J]. Hydrology & Earth System Sciences Discussions, 2015, 12(10): 10603-10649.

[6] Tang M, Xin Y, Li J, et al. Nonconvex resource control and lifetime optimization in wireless video sensor networks based on chaotic particle swarm optimization [J]. Applied Soft Computing, 2013, 13 (7): 3273-3284.

[7] 傅小利,顾红兵,陈国呈,等. 基于柯西变异粒子群算法的永磁同步电机参数辨识[J]. 电工技术学报, 2014,29(5):127-131.

[8] Niu D, Ma T, Liu B. Power load forecasting by wavelet least squares support vector machine with improved fruit fly optimization algorithm[J]. Energies, 2016, 9 (10):1-22.

[9] Wu P C, Huang K C. Parallel use of multiplicative congruential random number generators[J]. Computer Physics Communications, 2006, 175(1):25-29.

[10] 赵志刚,林玉娇,尹兆远. 基于自适应惯性权重的均值粒子群优化算法[J]. 计算机工程与科学, 2016, 38 (3):501-506.

作者简介:

郭振洲 男,(1976-),博士,讲师. 研究方向为密码学与信息安全、数据挖掘与分析. E-mail:zz_guo@sohu.com.

王 平 男,(1990-),硕士. 研究方向为数据挖掘.

马云峰 男,(1978-),博士,讲师. 研究方向为环境影响评价与预测.

王 琦 男,(1965-),博士,教授. 研究方向为环境管理、装备环境工程、环境污染与控制、航空发动机污染物排放与测试技术.

拱长青 男,(1965-),博士,教授. 研究方向为云计算.