

引用格式:毕孝儒,牟琦,龚尚福. 融合动态概率阈值和自适应变异的鲸鱼优化算法[J]. 微电子学与计算机,2019,36(12):78-83. [BI X R, MU Q, GONG S F. Whale optimization algorithm combined with dynamic probability threshold and adaptive mutation[J]. Microeletronics & Computer, 2019, 36(12): 78-83.]

融合动态概率阈值和自适应变异的鲸鱼优化算法

毕孝儒¹, 牟琦², 龚尚福²

(1 四川外国语大学 重庆南方翻译学院, 重庆 401120; 2 西安科技大学 计算机学院, 陕西 西安 710054)

摘 要: 针对基本鲸鱼优化算法在非线性优化问题中存在的收敛精度低、易陷入局部最优解的问题, 提出一种融合动态概率阈值和自适应变异的鲸鱼优化算法. 首先, 利用 Fuch 混沌和反向学习生成均匀的初始种群; 其次, 设计基于双曲余弦函数的动态调整概率阈值以协调算法全局搜索与局部开采能力, 采用可变权重对鲸鱼位置更新公式修正, 提高收敛速度和精度; 最后, 对鲸鱼精英个体引入自适应变异策略, 以避免算法陷入局部最优解而搜索停滞. 对 13 个基准测试函数仿真实验, 结果表明, 与基本 GWO 算法、PSO 算法以及鲸鱼优化算法相比, 该算法具有更好的求解精度、收敛速度.

关键词: 鲸鱼优化算法; Fuch 混沌映射; 动态概率阈值; 自适应变异

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1000—7180(2019)12—0078—06

Whale optimization algorithm combined with dynamic probability threshold and adaptive mutation

BI Xiao-ru¹, MU Qi², GONG Shang-fu²

(1 Chongqing South Translation College, SISU, Chongqing 4011204, China; 2 College of Computer Science and Technology, Xi'an University of Science and Technology, Xi'an 710054, China)

Abstract: To overcome the deficiencies in optimizing the nonlinear problem of traditional whale optimization algorithm(WOA), including Low convergence accuracy and Easily falling into local optimum in late iteration, a whale optimization algorithm combined with dynamic probability threshold and adaptive mutation (PTMWOA) is proposed. Fuch chaos and opposition-based learning are used to initialize the population which can generate a population of uniform distribution. Dynamic probability threshold of adaptive adjustment is designed to coordinate the exploration and exploitation ability, and variable weight is applied to revise the updating formula for more precise search. Adaptive mutation strategy based is introduced to the optimum whale location to avoid falling into local optimum. Simulation results on 13 benchmark functions show that the proposed algorithm has better performance on solution, and convergence rate than GWO, PSO and WOA algorithms

Key words: whale optimization algorithm; fuch chaotic mapping; dynamic probability threshold; adaptive mutation

收稿日期: 2019-03-28; 修回日期: 2019-04-25

基金项目: 国家自然科学基金项目(U1261114); 重庆市教育委员会自然科学基金与技术研究项目(KJQN201802301); 重庆市教育委员会自然科学基金与技术研究项目(KJ1602101); 重庆市大学生创新创业基金项目(2017-GX-385, CQGJ17137B, 18SKGH177, 2018-GX-388)

1 引言

鲸鱼优化算法^[1] (Whale Optimization Algorithm, WOA)是澳大利亚学者 Mirjalili 和 Lewis 于 2016 年提出的一种新型群体智能优化算法,其模拟座头鲸群体捕食行为,以鲸鱼群体搜索、包围和追捕攻击猎物等过程实现优化目标。

为了有效解决基本 WOA 算法搜索精度低、迭代后期收敛速度慢、容易陷入局部最优解等缺陷,提出一种融合动态概率阈值和自适应变异的鲸鱼优化算法(an whale optimization algorithm combined with dynamic probability threshold and adaptive mutation, PTMWOA). 所提出算法进行了以下 4 方面改进:

- (1) 利用 Fuch 混沌反向学习对种群初始化,提高种群多样性;
- (2) 设计基于双曲余弦曲线的动态调整概率阈值协调算法的全局搜索与局部开采能力;
- (3) 采用可变权重对鲸鱼位置更新公式修正,提高收敛速度和精度;
- (4) 对种群精英个体引入自适应变异策略,以避免算法陷入局部最优解而搜索停滞。

2 鲸鱼优化算法

作为一种新的基于种群的启发式智能优化算法,鲸鱼优化算法通过模拟座头鲸的“向上螺旋”和“双循环”的气泡网觅食行为建立搜索数学模型,具体包括 3 种行为:环绕包围猎物、发气泡网攻击猎物和随机搜索猎物。

2.1 环绕包围猎物

座头鲸能够通过回声定位识别猎物位置并包围猎物,但由于最优解(目标猎物)在搜索空间中的位置是无法事先预知的,因此,WOA 算法假设当前最优鲸鱼位置为目标猎物。在确定最优解位置后,其他鲸鱼个体将更新其自身位置以靠近当前最优解位置,此行为数学模型描述为:

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

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

式中, D 为当前最优解与鲸鱼个体的距离向量; $X(t)$ 为当前鲸鱼个体空间位置向量; $X^*(t)$ 为当前最优解位置向量; t 为当前迭代次数。 A 和 C 为系数向量,其定义为:

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

$$C = 2 \cdot r \quad (4)$$

式中, r 为 $[0, 1]$ 范围内均匀分布产生的随机向量; a 为控制参数,随迭代次数 t 递增从 2 先行减小到 0,其数学表达式为

$$a = 2(1 - t/T_{\max}) \quad (5)$$

式中, $T_{\max}$ 为最大迭代次数。

2.2 气泡网攻击猎物(开采阶段)

发泡网攻击猎物包括收缩包围和螺旋式位置更新两种行为。其中,收缩包围圈通过减小式(3)中的 A 完成,螺旋式位置更新数学模型描述为:

$$X(t+1) = D \cdot e^{il} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t) \quad (6)$$

式中, $D = |X^*(t) - X(t)|$ 为鲸鱼个体距当前最优解的距离向量; b 是对数螺旋形状常数; l 为 $[-1, 1]$ 之间的随机数。鲸鱼在缩小包围圈的同时沿着螺旋形路径绕猎物游动,为了模拟这两种同步行为,WOA 算法假设以 50% 的概率执行收缩包围和螺旋式位置更新,相应的数学模型如下:

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D, & p < 0.5 \\ D \cdot e^{il} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t), & p \geq 0.5 \end{cases} \quad (7)$$

式中, p 为 $[0, 1]$ 范围内均匀分布产生的随机数。

2.3 随机搜索猎物(探索阶段)

当系数向量 $|A| > 1$ 时,表明鲸鱼游动于收缩包围圈外,此时鲸鱼个体进行随机搜索,其数学模型为:

$$D = |C \cdot X_{\text{rand}} - X(t)| \quad (8)$$

$$X(t+1) = X_{\text{rand}} - A \cdot D \quad (9)$$

式中, X_{rand} 为随机选择的鲸鱼个体位置向量。

3 融合动态概率阈值和自适应变异的鲸鱼优化算法

3.1 Fuch 混沌反向学习策略初始种群

WOA 算法采用随机方法初始种群个体,使得种群初始分布不均匀,容易导致算法陷入局部最优。研究表明,采用混沌初始化和方向学习初始化种群均可生成多样性较好的初始可行解。混沌映射所具有随机性、遍历性等优点,能够保持种群多样性。反向学习通过搜索反向解和当前解可以获得较好的初始种群,进而提高收敛速度。因此,本文利用这两种初始化方法优点,提出了基于 Fuch 混沌^[10]和反向学习的种群初始化策略,其中, Fuch 混沌映射数学表达式如下:

$$s_{k+1} = \cos(1/s_k^2), \quad s_k \neq 0, s \in Z^+, k = 1, 2, \dots, K_{\max} \quad (10)$$

式中, k 为迭代次数; $K_{\max}$ 是混沌迭代最大次数。

3.2 动态调整概率阈值

鲸鱼优化算法在气泡网攻击猎物(开采阶段),采用固定的概率阈值 0.5,通过在 $[0,1]$ 之间生成的值与概率阈值比较,选择收缩包围或螺旋更新位置觅食行为.这种等概率机制选择方式并未考虑算法迭代过程种群多样性变化,使得算法可能在迭代前期收敛速度慢,迭代后期陷入局部最优.因此,本文引入基于双曲余弦规律变化的自适应调整选择概率阈值策略,使得鲸鱼个体在不同搜索期有较大概率选择到适合当前种群多样性变化的觅食行为,以协调算法全局探索和局部开发的能力,提高算法收敛精度,数学表达式为:

$$ath = \begin{cases} \gamma(2.2 - 0.2(\cosh(\pi t/T))^{\beta}), & t \leq \frac{T_{\max}}{2} \\ \frac{\gamma}{(\cosh(\pi t/T))^{\beta}} - 0.02, & t > \frac{T_{\max}}{2} \end{cases} \quad (11)$$

式中, $\beta \in [2, 2.5]$; $\gamma \in [0, 0.5]$ 分别为调节因子; t 为当前的迭代次数; $T_{\max}$ 为最大迭代次数.图 1 给出了动态调整概率阈值曲线.

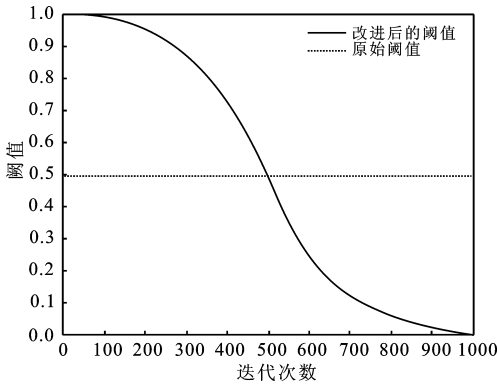


图 1 动态调整概率阈值曲线

综上所述,可将式(7)修改为:

$$X(t+1) = \begin{cases} X^*(t) - A \cdot D, & \text{if } p \leq ath \\ D \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + X^*(t), & \text{if } p > ath \end{cases} \quad (12)$$

3.3 可变权重策略

由式(2)和式(6)可以看出,在每次迭代中,产生新的个体位置仅决定于当前目标个体位置和全局最优个体位置.因此,容易导致算法陷入局部最优.针对这一问题,本文受粒子群算法启发,本文设计可变权重,动态修改当前最优解位置,即在鲸鱼个体在搜索初期,采用较大权重对当前最优解位置进行扰动,扩充搜索领域,以更大概率靠近最优位置,在迭代后期以较小权重扰动当前最优位置,达到最优解领域精细搜索和快速收敛的目的.式(13)给出了权

重计算公式.

$$w_i(t) =$$

$$\begin{cases} w_{avg} - (w_{avg} - w_{min}) \frac{(\ln f(t)_{avg-} - \ln f(t)_i)}{\ln f(t)_{avg} - \ln f(t)_{min}}, \\ \text{if } f(t)_i < f(t)_{avg-} \\ 0.5(1 + \cos(\frac{t^2}{T_{\max}^2})) + 0.5 \frac{(\ln f(t)_i - \ln f(t)_{avg-})}{\ln f(t)_{avg+} - \ln f(t)_{avg-}}, \\ \text{if } f(t)_{avg-} \leq f(t)_i \leq f(t)_{avg+} \\ w_{avg} + (w_{max} - w_{avg}) \frac{(\ln f(t)_i - \ln f(t)_{avg+})}{\ln f(t)_{max} - \ln f(t)_{avg}}, \\ \text{if } f(t)_i > f(t)_{avg+} \end{cases} \quad (13)$$

式中, $f(t)_{\max}$ 、 $f(t)_{\min}$ 和 $f(t)_{avg}$ 分别是当代种群个体适应度函数的最大值;最小值和平均值; $f(t)_{avg-}$ 为当代所有比 $f(t)_{avg}$ 小的鲸鱼个体适应度函数平均值; $f(t)_{avg+}$ 为当代所有比 $f(t)_{avg}$ 大的鲸鱼个体适应度函数平均值; $f(t)_i$ 为第 t 代第 i 个鲸鱼个体的适应度函数值.结合上述分析,本文将改进的位置更新公式定义为:

$$X(t+1) = w(t)_i X^*(t) - A \cdot D, \text{ if } p \leq ath \quad (14)$$

$$X(t+1) = D \cdot e^{bl} \cdot \cos(2\pi l) + w(t)_i X^*(t), \text{ if } p > ath \quad (15)$$

3.4 自适应变异策略

在 WOA 算法的迭代后期,由于群体中所有鲸鱼个体均依据式(6)向最优个体移动,逐渐聚集于当前最优解领域,致使群体多样性损失,则 WOA 算法易陷入局部最优而搜索停滞.为了降低算法早熟收敛和陷入局部最优的概率,本文提出了一种随迭代次数动态调整的柯西与高斯混合变异机制,对当前种群中适应度值最好的前 S 个最优个体进行自适应变异操作,并从变异前后的精英个体中选择最优个体进入下一次迭代,其具体表达式如下:

$$u_{k,j}(t+1) = x_{k,j}^*(t)(1 + \lambda_1 \text{cauchy}(0, \sigma^2) + \lambda_2 \text{Gauss}(0, \sigma^2)) \quad (16)$$

式中, $x_{k,j}^*$ 为第 $k \in [1, S]$ 个最优个体在第 t 代时第 j 维空间位置; $\text{cauchy}(0, \sigma^2)$ 为满足柯西分布的随机变量; $\text{gauss}(0, \sigma^2)$ 为满足高斯分布的随机变量; $u_{k,j}(t+1)$ 表示变异后位置; $\lambda_1 = 1 - t^5/T^5$, $\lambda_2 = t^5/T^5$ 为动态调整参数;标准差 σ 取值为:

$$\sigma = \begin{cases} 1, & \text{if } f(X_k^*) < f(X_l^*), k, l \in [1, S], k \neq l \\ \exp(\frac{f(X_k^*) - f(X_l^*)}{|f(X_k^*)| + \eta}), & \text{otherwise,} \end{cases} \quad (17)$$

式中, $cauchy(0,\sigma^2)$ 的权重系数 λ_1 在前期取值相对较大,并以较大变异步长在更大范围搜索空间探索可能的最优解,在优化后期, λ_1 逐渐减小,而 $cauchy(0,\sigma^2)$ 权重系数 λ_2 不断增大.而 $Gauss(0,\sigma^2)$ 较小的变异步长,便于算法在最优解领域搜索,提高算法局部开采能力,提高收敛精度.

3.5 算法流程

Step1:设置种群规模 N ,维度 D ,迭代次数最大次数 $T_{\max}$,迭代次数初值 $t = 1$;

Step2:利用 Fuch 混沌反向学习策略生成初始鲸鱼种群,并计算群体中每个个体的适应度值,记录当前最优鲸鱼个体位置 $X(t)^*$,根据式(5)计算 a 的值,依次更新参数 A,C .

Step3:根据式(11) 计算动态概率阈值 ath .

Step4:如果 $|A| \geq 1$,依据式(9) 更新当前鲸鱼个体位置,否则,如果 $p \leq ath$,按照式(12) 更新当前每个鲸鱼个体位置,否则,依据式(15) 更新当前每个鲸鱼个体位置,计算当前所有鲸鱼个体的适应度值,进行排序,更新当前最优鲸鱼个体位置 $X(t)^*$.

Step5:在当前种群中选择适应度值最好的前 S 个精英个体,依据式(16) 对精英个体实施自适应变异.

Step6:对变异前后的精英个体适应度值进行比较,采取贪婪选择策略,选取适应度值更优的精英个体进入下一次迭代;

Step7: $t = t + 1$,若 $t < T_{\max}$,转 Step2,否则算法结束.

4 仿真实验及结果分析

4.1 测试函数及实验环境

本文选择 13 个 benchmark 测试函数进行了仿真实验,以测试本文提出算法的优化性能,测试函数信息如表 1、表 2 所示.其中, $f_1 \sim f_7$ 是不定维单峰函数,用于检验算法的局部开采能力(收敛速度、求解精度), $f_8 \sim f_{13}$ 是不定维多峰函数,用于检验算法的全局搜索能力.本文采用算法对各测试函数最优值的平均值和标准差评价优化算法性能.以上算法均采用 Intel(R)core i5-2410 处理器,2GRAM,实验环境为 Matlab7.0.实验统计结果包括优化结果平均值(Mean)和标准差(Std.Dev).

4.2 与其他智能优化算法实验结果对比分析

为了验证本文提出的 PTMWOA 算法的有效性,将其与基本 PSO 算法、基本 GWO 算法以及 WOA 算法在 13 个测试函数上的优化结果进行对比分析,其中,设置种群规模 N 均为 30,最大迭代次数 $T_{\max}$ 均为 500(最大评价次数为 $1.5e4$).PSO 算法参数设置中,粒子速度 $V_{\max} = 6, w_{\max} = 0.9, w_{\min} = 0.2, c_1 = 2, c_2 = 2$;GWO 算法参数设置中, $a \in [0,2]$ 线性递减;WOA 算法参数设置中, $a \in [0,2]$ 线性递减;PTMWOA 算法参数设置中, $a \in [0,2]$ 线性递减,阈值 ath 自适应非线性递减, $w_{\max} = 1, w_{\min} = 0.15$.

在 50 维的搜索空间进行了实验,相应实验结果如表 3 所示,加粗部分数值表示对比算法在相应函数上得到的最优结果.图 2~5 给出对比算法在 4 个测试函数上的优化收敛曲线.

表 1 单峰测试函数(D 维)

编号	函数名称	表达式	搜索范围	最小值
f_1	Sphere	$\sum_{i=1}^D x_i^2$	$[-100,100]$	0
f_2	Schwefel1.2	$\sum_{i=1}^D (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	$[-100,100]$	0
f_3	Schwefel2.21	$\max\{ x_i , 1 \leq i \leq D\}$	$[0,100]$	0
f_4	Schwefel2.22	$\sum_{i=1}^D x_i + \prod_{i=1}^D x_i $	$[-10,10]$	0
f_5	Rosenbrock	$\sum_{i=1}^d [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	$[-5,10]$	0
f_6	Sunsquare	$\sum_{i=1}^D ix_i^2$	$[-10,10]$	0
f_7	Quartic	$\sum_{i=1}^D ix_i^4 + random(0,1)$	$[-1,1]$	0

从表 3 的对比实验结果可以看出,本文提出算法相较于 PSO 算法,尽管对函数 $f_5、f_9、f_{10}$ 的标准

差高于 PSO 算法,但是对 13 个基准测试函数寻优精度更高;相较于 GWO 算法和 WOA 算法,本文提

出算法寻优结果均具有明显优势. 其中, 对函数 f_1 、 f_3 、 f_{12} 、 f_{13} 均取得了理论最优值. 从图 2~5 中对应算法收敛曲线可知, 在迭代初期, 通过采用基于双曲余弦曲线的动态调整概率阈值和可变权重策略, 本

文提出算法在每一测试函数上均具有更快的收敛速度和收敛精度; 在迭代后期, 自适应变异策略作用不断增强, 使得本文算法具有很强的跳出局部最优解的能力, 获得了更高的收敛精度.

表 2 多峰测试函数(D 维)

编号	函数名称	表达式	搜索范围	最小值
f_8	Ackley	$-20\exp(-0.2\sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^D x_i^2}) - \exp(\frac{1}{n}\sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i)) + 20 + e$	$[-32, 32]$	0
f_9	Penalized1	$\frac{\pi}{D}\{10\sin(\pi y_1) + \sum_{i=1}^{D-1} (y_i - 1)^2[1 + 10\sin^2(\pi y_{i+1})] + (y_i - 1)^2\} + \sum_{i=1}^D \mu(x_i, 10, 100, 4)$	$[-50, 50]$	0
f_{10}	Penalized2	$0.1\{\sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^{D-1} (x_i - 1)^2[1 + \sin^2(3\pi x_{i+1})] + (x_D - 1)^2[1 + \sin^2(2\pi x_D)]\} + \sum_{i=1}^D \mu(x_i, 5, 100, 4)$	$[-50, 50]$	0
f_{11}	Apline	$\sum_{i=1}^D x_i \sin(x_i) + 0.1x_i$	$[-10, 10]$	0
f_{12}	Griewank	$\frac{1}{400}\sum_{i=1}^D x_i^2 + \prod_{i=1}^D \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) + 1$	$[-600, 600]$	0
f_{13}	Rastrigin	$\sum_{i=1}^D [x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10]$	$[-5, 12, 5, 12]$	0

表 3 对比算法在测试函数上的优化性能

测试函数	维度	PSO		GWO		WOA		PTMWOA	
		Mean	StdDev	Mean	StdDev	Mean	StdDev	Mean	StdDev
f_1	50	1.579 276 85	0.211 813 305	9.031 01e-027	4.946 4e-026	1.987 3e-007	1.088 5e-006	0	0
f_2	50	61.279 592 7	0.049 145 237	4.711 550 982	3.369 610 303	1.524e+002	1.620e+002	9.4765e-271	0
f_3	50	0.448 716 83	2.823 0e-016	6.238 6e-004	1.002 6e-006	0.028 01361	0.081 118 693	0	0
f_4	50	9.744 587 69	2.033 4e-015	5.464 6e-016	2.993 1e-015	9.526 9e-007	5.218 0e-006	4.496 7e-160	2.462 9e-159
f_5	50	2.803e+002	3.949 5e-014	4.704 6e+001	1.668 1e-002	48.659 951 9	0.061 466 67	42.966 070 9	1.618 246 34
f_6	50	31.989 253 8	1.681 7e-004	1.225 67e-026	6.713 2e-026	2.884 8e-005	1.580 0e-004	1.993 2e-288	0
f_7	50	5.755 558 6	0.248 338 446	1.529 2e-004	5.449 7e-004	4.037 9e-004	4.385 5e-004	3.650 5e-005	7.737 5e-005
f_8	50	2.451 028 67	8.914 3e-013	1.344 11e-014	2.983 7e-014	6.571 4e-005	3.593 2e-004	8.881 7e-016	0
f_9	50	0.261 487 01	1.004 7e-016	5.177 95e-002	4.000 6e-004	0.319 024 92	0.084 910 13	2.018 8e-005	1.016 3e-004
f_{10}	50	3.047 861 38	5.520 6e-005	0.209 171 503	0.162 733 488	0.594 504 97	0.594 504 97	0.011 603 58	0.040 665 073
f_{11}	50	2.937 941 66	1.411 5e-015	2.639 1e-005	5.200 7e-005	8.936 6e-005	4.087 5e-004	9.669 4e-121	5.296 1e-120
f_{12}	50	0.0578 555 5	5.785 0e-008	0	0	3.418 5e-009	1.872 4e-008	0	0
f_{13}	50	0.399 873 34	1.693 8e-016	2.065 4e-001	2.537 0e-002	0.159 873 35	0.049 827 28	0	0

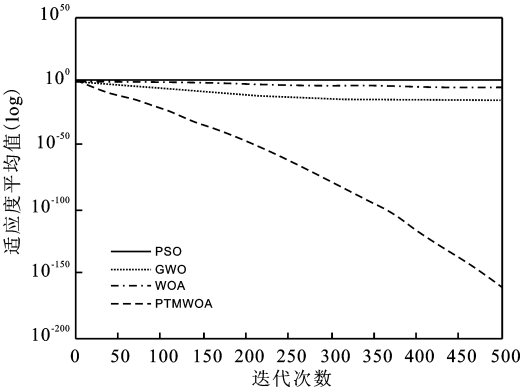


图 2 不同算法在 Schefel2.22 函数上收敛曲线

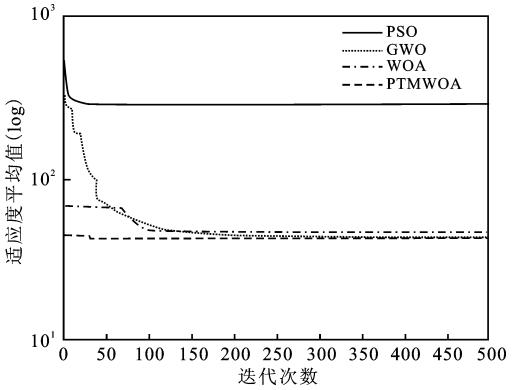


图 3 不同算法在 Rosenbrock 函数上收敛曲线

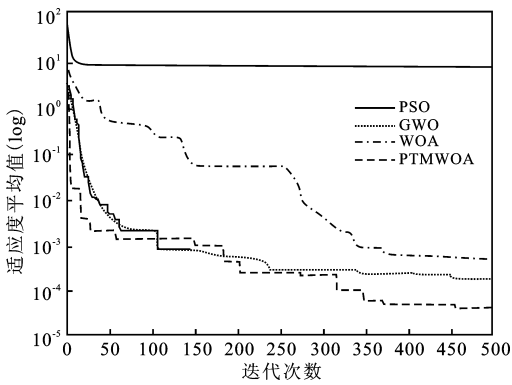


图 4 不同算法在 Quartic 函数上收敛曲线

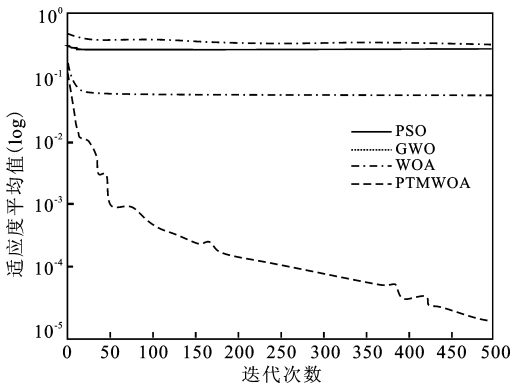


图 5 不同算法在 Penalized1 函数上收敛曲线

4.3 算法改进策略有效性分析

为了分析 4 种改进策略对基本 WOA 算法优化性能的有效性,将 PTMWOA 算法与仅采用 Fuch 混沌反向学习初始化的 WOA 算法(FOWOA)、仅采用动态调整概率阈值的 WOA 算法(DTWOA)、仅采用可变权重的 WOA 算法(VWWOA)和仅采

用自适应变异的 WOA 算法(AMWOA)进行对比. 4 种算法的参数设置与 4.2 节相同,表 4 给出了 4 种算法对 $f_1 \sim f_{13}$ 测试函数的优化结果(测试函数维度 $D=50$). 其中,加粗部分数值表示对比算法在相应函数上得到的最优结果.

从表 4 可以看出,仅采用 Fuch 混沌反向学习初始化种群和动态调整概率阈值策略对 WOA 算法优化性能的改进有限,而采用可变权重和自适应变异策略对 WOA 算法优化性能有较大改善. 这一实验结果表明,可变权重和自适应变异策略对 WOA 算法寻优性能影响较大.

5 结束语

针对基本鲸鱼优化算法在非线性优化问题中存在的收敛精度低、迭代后期收敛速度慢、易陷入局部最优解的问题,提出一种融合动态概率阈值和自适应变异的鲸鱼优化算法. 利用 Fuch 混沌和反向学习生成均匀的初始种群;设计基于双曲余弦函数的动态调整概率阈值以协调算法全局搜索与局部开采能力,采用可变权重对鲸鱼位置更新公式修正,提高收敛速度和精度;对鲸鱼精英个体引入自适应变异策略,以避免算法陷入局部最优解而搜索停滞. 对 13 个基准测试函数仿真实验,结果表明,与基本 GWO 算法、PSO 算法以及鲸鱼优化算法相比,该算法具有更好的求解精度、收敛速度. 将改进策略运用到大规模约束优化问题、多目标优化问题中,是下一步将要研究的内容.

表 4 四种算法对测试函数的优化结果

测试函数	FOWOA		DTWOA		VWWOA		AMWOA	
	Mean	StdDev	Mean	StdDev	Mean	StdDev	Mean	StdDev
f_1	1.038 8e-019	1.635 1e-025	6.690 05e-014	3.664 8e-013	1.516 0e-210	0	5.785 1e-016	3.164 30e-015
f_2	1.974 765 01	2.593 722 649	21.196 127 48	2.440 435 572	1.890 7e-114	1.035 5e-113	52.663 231 4	38.384 688 195
f_3	3.823e-004	0.001 520 33	2.887 9e-005	3.499 1e-005	3.391 1e-006	2.325 2e-006	0.001 231 27	0.001 371 13
f_4	1.096 0e-017	6.007e-017	1.370 59e-015	7.507 0e-015	9.750 4e-165	0	6.553e-015	3.589 6e-014
f_5	46.993 762 9	0.035 161 93	46.416 518 43	0.438 974 044	47.305 097 1	0.680 697 63	41.566 702 0	16.279 912 797
f_6	1.975e-006	1.076e-005	0.006 529 451	0.035 503 622	7.562 4e-176	0	0.196 151 05	0.072 058 066
f_7	4.440 1e-014	2.431 9e-013	7.251 26e-014	3.971 6e-013	4.089 0e-224	0	3.738 4e-012	2.047 611e-011
f_8	1.166e-014	3.956e-014	7.250 43e-012	3.968 7e-011	8.881 7e-016	0	1.874 1e-013	1.002 1e-012
f_9	0.118 431 69	0.026 255 90	0.031 859 026	0.021 578 203	0.084 893 42	0.052 154 32	0.003 495 92	0.012 157 845 4
f_{10}	0.967 094 27	0.210 215 05	0.189 041 970	0.167 256 578	0.559 819 42	0.163 416 29	6.228 6e-004	8.708 3e-004
f_{11}	5.682 4e-013	3.112 3e-012	8.154 1e-013	4.466 2e-012	1.256 7e-182	0	1.187 1e-013	6.502 3e-013
f_{12}	1.202 7e-015	6.587 6e-015	4.070 81e-017	2.229 6e-016	0	0	7.409 7e-017	4.053 93e-016
f_{13}	0.199 873 34	6.614 7e-011	0.199 873 347	6.293 8e-009	0	0	0.133 206 67	0.047 946 330 5

议接收的数据包量是 EEUC 协议的 2.1 倍,是 RCANND 协议的 1.3 倍.这是因为随着网络运行,EEUC 协议和 RCANND 协议的节点失效速度较快,网络节点个数减少,IGSAR 协议的节点覆盖区域比 EEUC 协议和 RCANND 协议的大,所以接收的数据包量大.

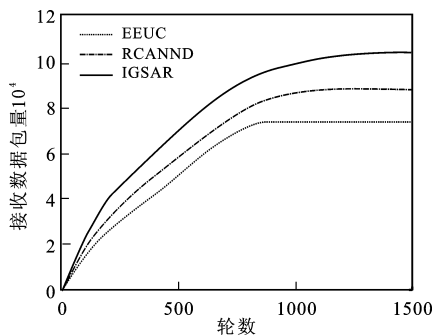


图6 接收数据包量

5 结束语

以优化节点的能量消耗为基础,提出改进引力搜索算法的分环路由协议(IGSAR).IGSAR 优化分簇方式和簇头的选举,平衡簇头节点负载.采用改进引力搜索算法构建簇间路由策略,进一步提高算法的寻优能力.实验结果表明 IGSAR 协议的性能协议 EEUC、RCANND.有效的均衡了网络节点的能量消耗,改善“热区”问题,延长了网络生存时间.

量消耗,改善“热区”问题,延长了网络生存时间.

参考文献:

- [1] GAO Y L, CHENG X R. Analysis and Improvement on Routing Protocols for Wireless Sensor Networks [J]. Journal of Computer and Communications, 2018, 6(9): 126-131.
- [2] 李东林, 韦素媛. 基于簇首位置控制的异构 WSN 分簇路由算法[J]. 微电子学与计算机, 2018, 35(5): 80-84.
- [3] 刘志, 裴正定. 基于分环多跳的无线传感网分簇路由算法[J]. 通信学报, 2008, 29(3): 104-113.
- [4] RASHEDI E, NEZAMABADI-POUR H, SARYAZDI S. GSA: a gravitational search algorithm[J]. Information Sciences, 2009, 179(13): 2232-2248.
- [5] 李成法, 陈贵海, 叶懋, 等. 一种基于非均匀分簇的无线传感器网络路由协议[J]. 计算机学报, 2007, 30(1): 27-36.
- [6] 孙超, 彭力, 朱雪芳. 基于环的节点非均匀分布分簇算法[J]. 计算机应用, 2017, 37(6): 1527-1531.

作者简介:

刘宏男, (1968-), 硕士, 教授. 研究方向为无线传感器网络基础设施的理论和技術. E-mail: 1289730543@qq.com
关业欢女, (1993-), 硕士研究生. 研究方向为无线传感器网络路由协议.

(上接第 83 页)

参考文献:

- [1] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. Advances in Engineering Software, 2016 (95): 51-67.
- [2] ZHANG X, LIU Z W, MIAO Q. Bearing fault diagnosis using a whale optimization algorithm-optimized orthogonal matching pursuit with a combined time - frequency atom dictionary[J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2018, 107(1): 29-43.
- [3] MOHAMED ABD EI AZIZ, AHMED A, et al. Multi-objective whale optimization algorithm for content-based image retrieval[J]. Multimedia Tools and Applications, 2018, 77(19): 26135-26172.
- [4] MAFARJA M M, MIRJALILI S. Hybrid whale optimization algorithm with simulated annealing for feature selection [J]. Neurocomputing, 2017(260): 302-312.
- [5] 龙文, 蔡绍洪, 焦建军, 等. 求解大规模优化问题的改进鲸鱼优化算法[J]. 系统工程理论与实践, 2017, 37(11): 2983-2994.

- [6] ELAZIZ M A, OLIVA D. Parameter estimation of solar cells diode models by an improved opposition-based whale optimization algorithm[J]. Energy Conversion & Management, 2018(171): 1843-1859.
- [7] 龙文, 伍铁斌, 唐斌. 收敛因子非线性变化的鲸鱼优化算法[J]. 兰州理工大学, 2017, 12(6): 102-107.
- [8] 徐继亚, 王艳, 纪志成. 基于鲸鱼算法优化 WKELM 的滚动轴承故障诊断[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(9): 2189-2197.
- [9] 张永, 陈锋. 一种改进的鲸鱼优化算法[J]. 计算机工程, 2018, 44(03): 208-213.
- [10] 傅文渊, 凌朝东. 自适应折叠混沌优化方法[J]. 西安交通大学学报, 2013, 47(2): 33-38.

作者简介:

毕孝儒男, (1975-), 硕士, 讲师, 工程师. 研究方向为智能计算、机器学习. E-mail: x_r_b@sina.com
牟琦男, (1974-), 副教授. 研究方向为智能计算、机器学习.
龚尚福男, (1954-), 教授. 研究方向为智能计算、机器学习.