

文章编号: 1004-4353(2022)03-0250-05

一种改进的灰狼优化算法

陈贞¹, 闫明晗²

(1. 莆田学院 机电与信息工程学院, 福建 莆田 351100;
2. 长春大学 电子信息工程学院, 长春 130022)

摘要: 为了克服标准灰狼优化(GWO)算法寻优精度不高,难以在收敛速度和避免陷入局部最优之间取得平衡等问题,提出了一种改进的灰狼优化(IGWO)算法.该算法采用非线性收敛因子策略和自适应调整策略来提高寻优精度和加快收敛速度.选取 10 个基准函数对 IGWO 算法进行验证表明,IGWO 算法的优化精度和收敛速度显著优于标准 GWO 算法和其他元启发式算法,因此本文提出的 IGWO 算法在求解最优参数方面具有良好的应用价值.

关键词: 灰狼优化算法; 线性收敛因子; 自适应调整策略; 元启发式算法

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

An improved grey wolf optimization algorithm

CHEN Zhen¹, YAN Minghan²

(1. College of Mechatronics and Information Engineering, Putian University, Putian 351100, China;
2. College of Electronic Information Engineering, Changchun University, Changchun 130022, China)

Abstract: An improved grey wolf optimization (IGWO) algorithm is proposed to overcome the problems of low optimization accuracy of standard grey wolf optimization (GWO) algorithm, difficulty of balance between the convergence speed and local optimization. IGWO algorithm utilizes nonlinear convergence factor strategy and adaptive adjustment strategy to improve the optimization accuracy, accelerate the convergence speed. Thus, 10 benchmark functions are selected to verify the IGWO algorithm. The results show that the optimization accuracy and convergence speed of the IGWO algorithm are significantly better than the standard GWO algorithm and particle swarm optimization algorithm. Consequently, the proposed IGWO algorithm in this paper exhibit positive application value in solving the optimal parameters.

Keywords: grey wolf optimization algorithm; nonlinear convergence factor; adaptive adjustment strategy; meta-heuristic algorithm

0 引言

灰狼优化(grey wolf optimization, GWO)算法^[1]是 Mirjalili 等于 2014 年提出的一种群体智

能优化算法,该算法主要模拟的是自然界中灰狼群体的等级机制和捕食行为,即通过灰狼群体搜索、包围和追捕攻击猎物等过程实现优化搜索的目的.与蘑菇繁殖优化(MRO)算法^[2]、人工蜂群

收稿日期: 2021-09-26

基金项目: 福建省自然科学基金(2019J01814);莆田学院校级科研项目(2022033)

作者简介: 陈贞(1977—),女,硕士,副教授,研究方向为智能系统与模式识别、图像处理.

(ABC)算法^[3]、基于教学的优化(TLBO)算法^[4]和哈里斯鹰优化(HHO)算法^[5]等相比,GWO算法具有较强的收敛性能,且易于实现;因此,近年来GWO算法被应用到许多领域中,如路径规划^[6]、特征选择^[7]、最优控制^[8]、经济调度指派^[9]、车间调度指派^[10]、电力系统^[11]等。然而,与其他群体智能算法类似,标准GWO算法也存在易陷入局部最优以及后期收敛速度慢、求解精度不高等缺点。为此,学者们提出了许多改进策略来提高GWO算法的性能。例如:文献[12]的作者提出了一种将DE与GWO相结合的算法,文献[13]的作者提出了一种具有协调探索和开发能力的GWO算法,文献[14]的作者通过引入嵌入遗传算子对GWO算法进行了改进。但上述方法均未能在加快算法收敛速度和避免陷入局部最优两者之间取得平衡,为此本文提出了一种改进的灰狼优化(IGWO)算法。该算法采用非线性收敛因子策略来平衡局部搜索和全局搜索的能力,并采用自适应调整策略实现自适应位置的更新。实验验证表明,该算法能够取得较好的效果。

1 标准灰狼优化算法

在标准GWO算法中,狼群中设有3只头狼(分别是 α 、 β 、 δ)指导其他狼(ω)寻找猎物。其中: α 是狼王,对整个狼群的日常活动做出决策; β 位于第2等级,听命于 α 狼,并在决策中辅助 α 狼; δ 位于第3等级,听命于 α 和 β 狼。狼群寻找猎物的过程即为寻找最优解的过程,它包括包围、狩猎和追踪猎物。

1.1 社会等级

根据狼的领导等级,在GWO算法的设计中,设 α 狼为最优解, β 和 δ 狼为次最优解, ω 狼为候选解。

1.2 包围

灰狼的包围行为可用如下模型表示:

$$D = |C \cdot X_p(t) - X(t)|, \quad (1)$$

$$X(t+1) = X_p(t) - A \cdot D. \quad (2)$$

其中 D 为猎物和灰狼间的距离; t 为当前迭代次数, A 和 C 为系数, X_p 为猎物的位置向量, X 为灰狼的位置向量。系数 A 和 C 的取值为:

$$A = 2a \cdot r_1 - a, \quad (3)$$

$$C = 2 \cdot r_2. \quad (4)$$

其中 a 在迭代过程中线性地从2减小到0, r_1 和 r_2 为 $[0,1]$ 中的随机数。灰狼利用式(1)和式(2)更新它们在猎物周围的位置。

1.3 狩猎

灰狼狩猎的引导行为可用如下模型表示:

$$D_\alpha = |C_1 \cdot X_\alpha - X|,$$

$$D_\beta = |C_2 \cdot X_\beta - X|, \quad (5)$$

$$D_\delta = |C_3 \cdot X_\delta - X|;$$

$$X_1 = X_\alpha - A_1 \cdot D_\alpha,$$

$$X_2 = X_\beta - A_2 \cdot D_\beta, \quad (6)$$

$$X_3 = X_\delta - A_3 \cdot D_\delta;$$

$$X(t+1) = (X_1 + X_2 + X_3)/3. \quad (7)$$

1.4 追踪

在GWO算法中,当系数 $|A| > 1$ 时,灰狼发散寻找猎物;当 $|A| < 1$ 时,它们收敛到攻击猎物。系数 C 的取值表示灰狼接近猎物的难易程度, C 值越大表示灰狼越难易接近猎物, C 值越小表示灰狼越容易接近猎物。当灰狼袭击猎物时,狩猎结束。

2 改进的灰狼优化算法

从标准GWO算法的实现过程可以看出,标准GWO算法存在易陷入局部最优、后期收敛速度慢、求解精度不高等问题,为此本文对标准GWO算法进行改进,提出一种将非线性收敛因子策略与自适应调整策略相结合的IGWO算法。

1) 非线性收敛因子策略。在GWO算法中,由于系数 $|A|$ 表示强制狼群搜索或攻击猎物的程度,其值随着 a 值的变化而变化,因此 a 值对于平衡全局搜索能力和局部搜索能力具有决定性作用。另外,在GWO算法中参数 a 在迭代过程中由2线性减小到0,但由于在连续迭代过程中算法的收敛性是非线性的,因此可将参数 a 替换为如下形式^[15]:

$$a = 2 \cdot \left[1 - \frac{1}{e-1} \cdot (e^{\frac{g}{g_{\max}}} - 1) \right], \quad (8)$$

其中 g 为当前迭代次数, g_{\max} 为最大迭代次数。由式(8)可知,参数 a 在迭代过程中由2非线性减小到0。

2) 自适应调整策略。在标准GWO算法中,其

他灰狼(ω)通过搜索空间中 α 、 β 和 δ 狼的位置来更新它们的位置,但在更新过程中 ω 狼并未考虑 α 、 β 和 δ 狼的相对关系,因此本文给出如下形式的自适应调整策略^[16]:

$$\mathbf{X}(t+1) = [(J_\alpha/J_\beta)\mathbf{X}_1 + (J_\beta/J_\delta)\mathbf{X}_2 + \mathbf{X}_3]/3, \quad (9)$$

其中 \mathbf{X}_1 、 \mathbf{X}_2 、 \mathbf{X}_3 和 J_α 、 J_β 、 J_δ 分别为 α 、 β 和 δ 狼的位置和适应度。

IGWO算法的具体实现步骤如下:

Step1 初始化 N 、 D 、 g 、 g_{\max} 、 a 、 A 和 C 参数和灰狼种群 $\mathbf{X}(x_1, x_2, \dots, x_N)$, 每个灰狼的位置 $\mathbf{X}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})^T, i = 1, 2, \dots, N$.

Step2 计算灰狼位置的适应度值,并根据适应度值标记当前的最优个体。

Step3 计算 ω 狼与 \mathbf{X}_α 、 \mathbf{X}_β 、 \mathbf{X}_δ 之间的距离,并根据式(6)和(9)更新 α 、 β 、 δ 狼与猎物的位置。

Step4 根据式(3)、(4)、(8)更新 A 、 C 、 a 的值。

Step5 当迭代次数达到最大值时结束迭代,输出最优解 \mathbf{X}_α ,否则返回 Step2。

3 实验结果与讨论

3.1 基准测试函数的选取及实验

选取 10 个基准函数(见表 1)对本文提出算法的寻优精度、稳定性和收敛速度进行验证,并将本文算法在不同函数下的平均值和标准差与 PSO 算法和标准 GWO 算法进行比较。验证中将所有算法统一设置 30 个搜索代理,迭代次数为 500。算法运行 10 次,用均值表示搜索结果的准确性,用标准差表示结果的稳定性。

3.2 实验结果与分析

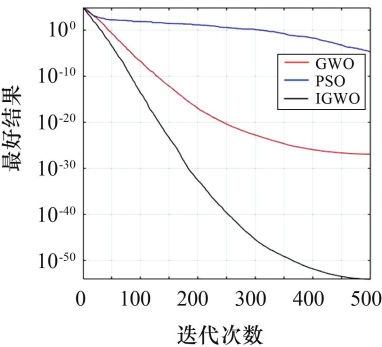
实验结果见表 2。由表 2 可以看出,IGWO 算法的均值和标准差均显著低于标准 GWO 算法和 PSO 算法,这说明 IGWO 算法能够获得更好的搜索精度和稳定性。图 1 为 IGWO、GWO、PSO 3 种算法的收敛曲线。由图 1 可以看出,IGWO 算法达到收敛所需要的迭代次数显著少于 GWO 算法和 PSO 算法,由此表明 IGWO 算法的收敛速度优于 GWO 算法和 PSO 算法。

表 1 基准函数

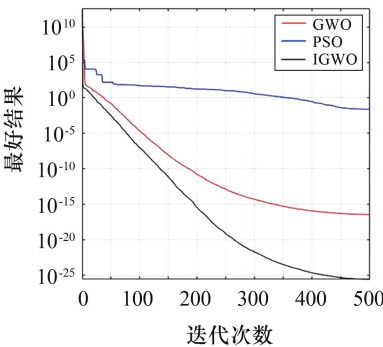
函数	维度	x 取值范围	函数最小值
$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30	$[-100, 100]$	0
$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	30	$[-10, 10]$	0
$f_3(x) = \sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j)^2$	30	$[-100, 100]$	0
$f_4(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x) + 10]$	30	$[-5.12, 5.12]$	0
$f_5(x) = -20 \exp\left(-0.2 \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2}\right) - \exp\left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \cos(2\pi x_i)\right) + 20 + e$	30	$[-32, 32]$	0
$f_6(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30	$[-600, 600]$	0
$f_7(x) = 0.1 \left\{ \sin^2(3\pi x_1) + \sum_{i=1}^n (x_i - 1)^2 [1 + \sin^2(3\pi x_i + 1)] + (x_n - 1)^2 [1 + \sin^2(2\pi x_n)] \right\} + \sum_{i=1}^n u(x_i, 5, 100, 4)$	100	$[-50, 50]$	0
$f_8(x) = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	200	$[-30, 30]$	0
$f_9(x) = \sum_{i=1}^n (x_i + 0.5)^2$	300	$[-100, 100]$	0
$f_{10}(x) = \sum_{i=1}^n i x_i^4 + \text{random}[0, 1)$	400	$[-1.28, 1.28]$	0

表 2 不同函数下 3 种算法的平均值和标准差

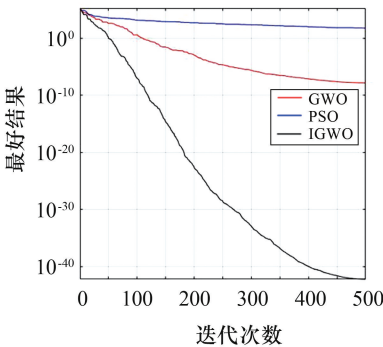
函数	GWO		IGWO		PSO	
	均值	标准差	均值	标准差	均值	标准差
$f_1(x)$	2.74×10^{-27}	4.31×10^{-27}	8.06×10^{-54}	1.16×10^{-53}	0.000 125	0.000 116
$f_2(x)$	7.58×10^{-17}	4.20×10^{-17}	7.63×10^{-26}	7.83×10^{-26}	0.040 733	0.036 612
$f_3(x)$	2.14×10^{-5}	6.05×10^{-5}	1.12×10^{-41}	3.06×10^{-41}	68.581 70	17.865 23
$f_4(x)$	2.860 902	3.964 160	0	0	52.316 14	15.135 24
$f_5(x)$	1.07×10^{-13}	2.28×10^{-14}	9.76×10^{-15}	3.02×10^{-15}	0.235 734	0.484 395
$f_6(x)$	0.004 187	0.006 846	0	0	0.011 069	0.012 648
$f_7(x)$	0.357 6	0.426 3	0.311 7	0.419 7	0.608 0	2.209 9
$f_8(x)$	0.005 2	0.027 5	0.004 2	0.012 3	0.399 2	2.007 3
$f_9(x)$	0.169 8	0.235 2	0.157 1	0.229 3	0.526 1	2.035 9
$f_{10}(x)$	$2.067 4 \times 10^{-4}$	0.017 6	$1.330 5 \times 10^{-5}$	$7.752 3 \times 10^{-4}$	0.005 8	0.706 7



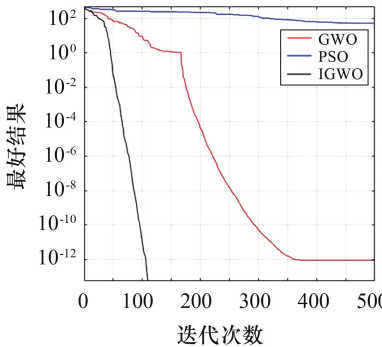
(a) $f_1(x)$



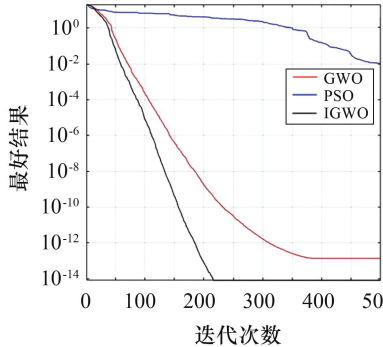
(b) $f_2(x)$



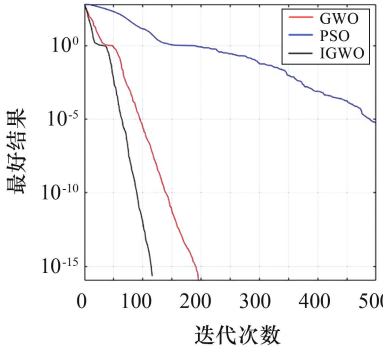
(c) $f_3(x)$



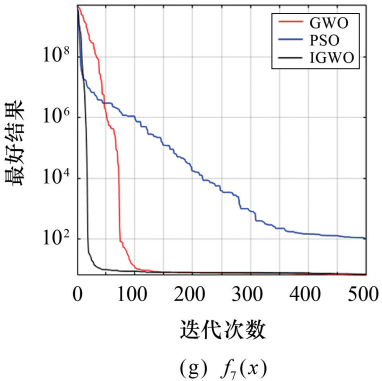
(d) $f_4(x)$



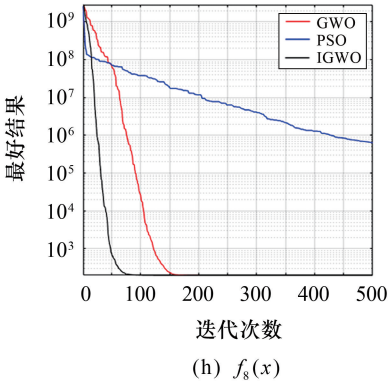
(e) $f_5(x)$



(f) $f_6(x)$



(g) $f_7(x)$



(h) $f_8(x)$

(续图)

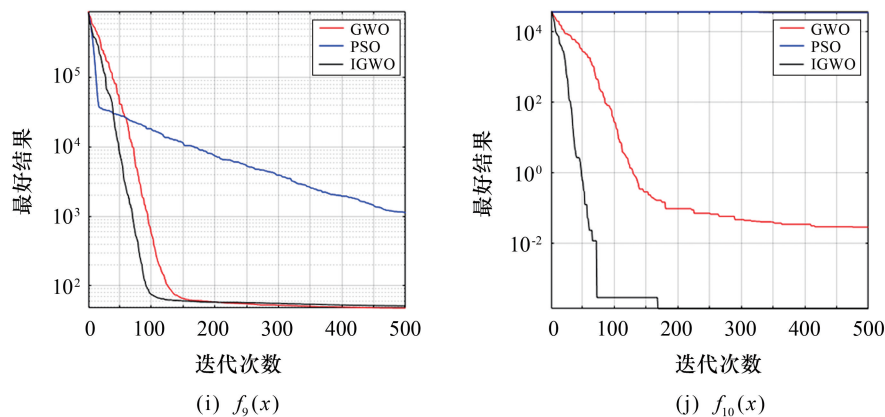


图 1 IGWO、GWO、PSO 算法的收敛曲线

4 结论

实验结果表明,本文提出的 IGWO 算法实现了搜索精度与搜索速度两者之间的平衡,其搜索精度和收敛速度均优于 GWO 算法和 PSO 算法,且具有较强的鲁棒性,因此 IGWO 算法在求解最优参数方面具有良好的应用价值.在今后的研究中,我们将探讨 IGWO 算法对其他多目标优化问题的求解效果,以拓宽其应用范围.

参考文献:

- [1] MIRJALILI S, MIRJALILI S M, LEWIS A. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69(3): 46-61.
- [2] BIDAR M, KANAN H R, MOUHOUB M, et al. Mushroom reproduction optimization (MRO): a novel nature-inspired evolutionary algorithm[C]// *Proceedings of 2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*. Rio de Janeiro, Brazil: IEEE, 2018: 1762-1771.
- [3] KARABOGA D, BASTURK B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. *Journal of Global Optimization*, 2018, 39(3): 459-471.
- [4] RAO R V, SAVSANI V J, VAKHARIA D P. Teaching learning-based optimization: a novel method for constrained mechanical design optimization problems[J]. *Computer Aided Design*, 2011, 43(3): 303-315.
- [5] HEIDARI A A, MIRJALILI S, FARIS H, et al. Harris hawks optimization: algorithm and applications[J]. *Future Generation Computer Systems*, 2019, 97: 849-872.
- [6] 游晓明, 刘升, 吕金秋. 一种动态搜索策略的蚁群算法及其在机器人路径规划中的应用[J]. *控制与决策*, 2017, 32(3): 552-556.
- [7] 杜利敏, 陈河山, 徐扬, 等. 基于 ReliefF 和聚类的特征选择方法及其在无线电信号识别中的应用[J]. *河南大学学报(自然科学版)*, 2014, 44(3): 347-350.
- [8] 周文峰, 梁晓磊, 唐可心, 等. 具有拓扑时变和搜索扰动的混合粒子群优化算法[J]. *计算机应用*, 2020, 40(7): 1913-1918.
- [9] SONG H, SULAIMAN M, MOHAMED M. An application of grey wolf optimizer for solving combined economic emission dispatch problems[J]. *International Review on Modeling and Simulation*, 2014, 7(5): 838-844.
- [10] GUPTA E, SAXENA A. Robust generation control strategy based on grey wolf optimizer[J]. *Journal of Electrical Systems*, 2015, 11(2): 174-188.
- [11] GUHA D, ROY P K, BANERJEE S. Load frequency control of interconnected power system using grey wolf optimization[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2016, 27: 97-115.
- [12] ZHU A, XU C, LI Z, et al. Hybridizing grey wolf optimization with differential evolution for global optimization and test scheduling for 3D stacked SoC[J]. *Journal of Systems Engineering and Electronics*, 2015, 26(2): 317-328.
- [13] 龙文, 伍铁斌. 协调探索和开发能力的改进灰狼优化算法[J]. *控制与决策*, 2017, 32(10): 1749-1757.
- [14] 徐松金, 龙文. 嵌入遗传算子的改进灰狼优化算法[J]. *兰州理工大学学报*, 2016, 42(4): 102-108.
- [15] 郭振洲, 刘然, 拱长青, 等. 基于灰狼算法的改进研究[J]. *计算机应用研究*, 2017, 34(12): 3603-3610.
- [16] 张悦, 孙惠香, 魏政磊, 等. 具有自适应调整策略的混沌灰狼优化算法[J]. *计算机科学*, 2017, 44(11): 119-122.