

基于入侵杂草优化和灰狼优化算法的混合优化算法研究

冯严冰¹ 王洪亮¹

FENG Yanbing WANG Hongliang

摘要

基于入侵杂草优化算法和灰狼优化算法两种优化算法,将两者优点相结合,提出一种可以克服两种算法缺点的新的混合优化算法 IWOGWO。通过对基准函数的测试和分析,评估了 IWOGWO 混合优化算法的性能,并与入侵杂草优化和灰狼优化两种基本算法的测试结果进行了比较,表明 IWOGWO 混合优化算法在全局搜索能力、收敛速度和求解精度上均有明显改善,验证了新算法的性能的优越性。

关键词

入侵杂草优化算法;灰狼优化算法;混合优化算法

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.09.016

0 引言

种群算法是一种基于群体智能的优化算法,通过给定的一组变量初始值,求解特定的目标函数的最优值的方法^[1]。种群算法具有广泛的应用前景,可以应用于函数优化、组合优化、机器学习、数据挖掘等领域。选择合适的种群算法和参数值对于算法的性能和效果非常重要,而结合两种或多种种群算法的方法可以充分利用不同算法的优势,弥补彼此的缺陷,进一步提高搜索效率和全局搜索能力,从而达到更好的优化效果,也为解决复杂问题提供更多的选择和可能性^[2]。

1 入侵杂草优化算法(IWO)

入侵杂草优化是自然启发式的元启发式方法,受杂草的传播策略启发,由 Alireza Mehrabian 和 Caro Lucas 于 2006 年提出,模拟杂草种子在自然界的扩散、生长、繁殖和竞争性消亡的基本过程^[3]。它具有易于实现、结构简单和全局搜索能力突出等优点。入侵杂草优化算法的步骤如下。

第1步:初始化种群

选取一个搜索区域,并在整个搜索区域中随机初始化生成一定数量的杂草。

第2步:生长繁殖

每个杂草个体根据给定的适应度函数产生种子,种子数目根据其适应度值由最小值到最大值线性变化,由公式(1)可得每个杂草个体可产生的种子数为:

$$\text{seed}_i = S_{\min} + \text{floor}\left(\frac{f_i - f_{\min}}{f_{\max} - f_{\min}}(S_{\max} - S_{\min})\right) \quad (1)$$

式中: $f_{\max}$ 和 $f_{\min}$ 为该代进化中最大、最小适应度值, $S_{\max}$ 和

$S_{\min}$ 为可产生的最大种子数和最小种子数, f_i 为第 i 杂草个体的适应度函数, $\text{floor}(x)$ 函数表示向下取整^[4]。

第3步:空间分布

杂草生成的种子以正态分布 $N(0, \delta^2)$ 随机分布在父代杂草周围,因此种子分布在搜索空间的各个维度上,使用公式(2)计算第 i 个杂草产生的第 s 个种子的位置:

$$X_{\text{son}} = X_{\text{parent}} + sd = X_{\text{parent}} + \text{randn}(0,1) \times \sigma_{\text{iter}} \quad (2)$$

式中: X_{son} 表示种子的位置, X_{parent} 表示父代杂草的位置。 $\text{randn}(0,1)$ 表示通过正态分布 $(0,1)$ 生成随机数。 σ_{iter} 为标准差,随着进化代数的增加,其逐渐减小,变化规律为:

$$\sigma_{\text{iter}} = \frac{(\text{iter}_{\max} - \text{iter})^n}{(\text{iter}_{\max})^n} (\sigma_{\text{initial}} - \sigma_{\text{final}}) + \sigma_{\text{final}} \quad (3)$$

式中: $\text{iter}_{\max}$ 为最大迭代次数, iter 为当前迭代代数。 n 为非线性指数,一般取 3。 σ_{initial} 为标准差预定的初始值, σ_{final} 为标准差预定的最终值^[5]。

第4步:竞争生存法则

当种群数超过最大值 $P_{\max}$ 时,所有个体将按照适应度函数排序,按适应度值由大到小排序,选出 $P_{\max}$ 个个体,作为该代进化最终保留下来的种群,其余个体被淘汰。保留下来的种群进入下一轮继续进化,直到达到最大进化代数。

入侵杂草优化算法以适应度为基准进行繁殖,适应度好的个体被赋予了更多的生存和繁殖的机会。子代个体以正态分布在其父代个体周围扩散,这样既考虑了种群繁殖的遗传性,又保证了遗传过程中的变异性。该算法的优点是全局搜索能力强,不足之处是在种群进化的过程中,个体与个体之间缺乏有效的信息交流,没有体现群体智能算法种群合作的行为特性,降低了算法的收敛速度,也影响了最终优化的精度。

2 灰狼优化算法 (GWO)

灰狼优化算法是 Mirjalili 于 2014 年提出的,灵感来源于自然界的灰狼群体捕食行为^[6],是一种群智能启发式算法。该算法数学模型简单,在探索和开发这两个方面有较强的平衡性,适应于不同领域的复杂问题,并且可以进行各种改进。该算法在建模中, α 狼是最佳解,其次是 β 狼,再次是 δ 狼,最后是 ω 狼。灰狼采用了基于 α 、 β 和 δ 狼的狩猎技术, ω 狼是跟随者。灰狼的主要狩猎阶段有:跟踪追赶猎物、包围逼近猎物、攻击逮捕猎物。

2.1 跟踪追赶猎物

灰狼在狩猎过程中跟踪追赶猎物,将其行为定义为:

$$\vec{D} = |\vec{C} \cdot \vec{X}_p(t) - \vec{X}(t)| \quad (4)$$

$$\vec{X}(t+1) = \vec{X}_p(t) - \vec{A} \cdot \vec{D} \quad (5)$$

$$\vec{A} = 2\vec{a}(t) \cdot \vec{r}_1 - \vec{a}(t) \quad (6)$$

$$\vec{C} = 2\vec{r}_2 \quad (7)$$

式中: $\vec{X}_p(t)$ 代表灰狼经过第 t 次迭代后所得出的猎物当前位置; $\vec{X}(t)$ 则代表着灰狼个体经过 t 次迭代后当前所处位置,即算法的局部最优解位置; $\vec{A}$ 和 $\vec{C}$ 为包围猎物中的随机系数;式(6)、(7)中 $\vec{a}$ 从2根据迭代次数的增加线性减小到0; $\vec{r}_1$ 和 $\vec{r}_2$ 是区间 $[0, 1]$ 中的随机数。

2.2 包围逼近猎物

灰狼在 α 狼的带领下进行包围猎物的行动, α 狼、 β 狼和 δ 狼是前三个最佳解决策略,根据前三个最佳策略将 ω 狼的位置不断迭代更新,数学模型为^[7]:

$$\begin{aligned} \vec{D}_\alpha &= |\vec{C}_1 \cdot \vec{X}_\alpha(t) - \vec{X}(t)|, \\ \vec{D}_\beta &= |\vec{C}_2 \cdot \vec{X}_\beta(t) - \vec{X}(t)|, \\ \vec{D}_\delta &= |\vec{C}_3 \cdot \vec{X}_\delta(t) - \vec{X}(t)| \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \vec{X}_1 &= \vec{X}_\alpha(t) - \vec{A}_1 \cdot \vec{D}_\alpha, \\ \vec{X}_2 &= \vec{X}_\beta(t) - \vec{A}_1 \cdot \vec{D}_\beta, \\ \vec{X}_3 &= \vec{X}_\delta(t) - \vec{A}_1 \cdot \vec{D}_\delta \end{aligned} \quad (9)$$

$$\vec{X}(t+1) = \frac{\vec{X}_1 + \vec{X}_2 + \vec{X}_3}{3} \quad (10)$$

式中: $\vec{D}_\alpha$ 、 $\vec{D}_\beta$ 和 $\vec{D}_\delta$ 分别代表 ω 狼与 α 狼、 β 狼和 δ 狼之间的距离; $\vec{X}_\alpha(t)$ 、 $\vec{X}_\beta(t)$ 和 $\vec{X}_\delta(t)$ 分别代表第 t 次迭代后 α 狼、 β 狼和 δ 狼的当前位置向量; $\vec{X}(t)$ 为当前灰狼位置向量。

2.3 攻击逮捕猎物

为模拟逼近猎物,将 $\vec{a}$ 的值逐渐减小,那么 $\vec{A}$ 的波动范围也随之减小,意味着 $\vec{a}$ 的值在从2线性减小到0的过程中,对应的 $\vec{A}$ 值也在区间 $[-a, a]$ 内逐渐变化。当 $\vec{A}$ 的值位于区间内时,灰狼的下一个位置将位于其当前位置和猎物位置之间的

任一位置,当 $|\vec{A}| < 1$ 时,狼群向猎物发起攻击(陷入局部最优);当 $|\vec{A}| > 1$ 时,灰狼与当前猎物分离,去寻找更合适的猎物(全局最优)^[8]。

灰狼优化算法操作简单,设置参数少,搜索速度快,但是由于种群中灰狼的搜索方向是随机的,搜索空间会有重复存在。研究表明,灰狼优化算法的主要缺点是易陷入局部最优,全局搜索能力较差。

3 混合优化算法 IWOGWO

为了平衡算法的全局搜索能力与其搜索速度,本文提出了基于入侵杂草优化算法和灰狼优化算法的混合优化算法 IWOGWO,既保持各算法优势,又规避两种算法的缺陷,以寻找优化问题的综合解决方案。IWOGWO 混合优化算法的步骤如下。

第1步:种群初始化

在搜索空间内随机初始化生成一个种群,计算种群中所有个体的适应度值。

第2步:利用灰狼优化算法进行优化

使用灰狼优化算法对第1步生成的随机初始种群个体进行比较排序,剔除适应度值较差的个体。

第3步:复制繁殖

通过入侵杂草优化算法中的公式(1)生成新的杂草种子个体,就可以获得新的子代群体。

第4步:空间分布

由于入侵杂草优化算法存在标准偏差和正态分布的特性,通过公式(2)计算生成子代,可以使生成的子代在空间分布方面具有适应性和随机性。

第5步:定位子代

由公式(3)进行进化迭代,当父代和子代聚集在一起后,它们将形成一个新的杂草群体。

第6步:竞争排除

当种群规模在超过所允许的最大值 $P_{\max}$ 后,排除低适应度的个体,只留下 $P_{\max}$ 个适应度高的个体,重复这个过程,直到最优解或直到满足条件即可停止。

4 实验过程及结果分析

为了评估 IWOGWO 混合优化算法的性能,通过8个基准函数进行测试,并与入侵杂草优化算法和灰狼优化算法的测试结果进行了比较。表1是在启动程序前设置的各个算法的初始参数,表2是测试函数和相关参数,表3、表4和表5为实验结果。

表 1 初始参数

参数	IWO	GWO	IWOGWO
Npop0	5-10-15-20-25	5-10-15-20-25	5-10-15-20-25
Npop	25	25	25
N	2	—	2
Smin	0	—	0
Smax	5	—	5
MaxIt	1000	1000	1000
Sigma initial	0.5	—	0.5
Sigma final	0.001	—	0.001
iteration	1000	1000	1000

表 2 测试函数及相关参数

函数	范围	维度
$F_1(x)=\sum_{i=1}^n x_i^2$	[-100,100]	30
$F_2(x)=\sum_{i=1}^n x_i + \prod_{i=1}^n x_i $	[-10,10]	30
$F_3(x)=\sum_{i=1}^n (\sum_{j=1}^i x_j^2)$	[-100,100]	30
$F_4(x)=\max_i\{ x_i , 1 \leq i \leq n\}$	[-100,100]	30
$F_5(x)=\sum_{i=1}^n x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10 $	[-5,5]	30
$F_6(x)=\frac{1}{4000}\sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i}{\sqrt{i}}) - 1$	[-0.5,0.5]	30
$F_7(x)=\sum_{i=1}^n \left a_i - \frac{x_i(b_i^2 + b_i x_2 + x_4)}{b_i^2 + b_i x_2 + x_4} \right ^2$	[-15,15]	4
$F_8(x)=4x_1^2 - 2.1x_1^4 + \frac{1}{3}x_1^6 + x_1x_2 - 4x_2^2 + 4x_2^4$	[-5,5]	2

表 3 实验结果（初始种群大小为 5）

函数	标准差		
	IWO	GWO	IWOGWO
F_1	$3.483\ 48 \times 10^{-5}$	$1.727\ 891 \times 10^{-22}$	0
F_2	0.142 173 1	$12.863\ 1 \times 10^{-14}$	0
F_3	3.847×10^{-4}	$3.362\ 67 \times 10^{-2}$	0
F_4	31.061 99	$21.817\ 83 \times 10^{-6}$	0
F_5	121.291 28	$9.855\ 8 \times 10^{-1}$	0
F_6	$9.839\ 630\ 8 \times 10^{-3}$	$1.097\ 55 \times 10^{-2}$	0
F_7	$3.997\ 8 \times 10^{-4}$	$2.555\ 9 \times 10^{-3}$	0.100 27
F_8	-1.031 6	-1.836	-0.993 11

表 4 实验结果（初始种群大小为 10）

函数	标准差		
	IWO	GWO	IWOGWO
F_1	$3.381\ 12 \times 10^{-5}$	$4.489\ 823 \times 10^{-35}$	0
F_2	0.024 718 3	$2.176\ 478 \times 10^{-21}$	0
F_3	$1.910\ 02 \times 10^{-3}$	$6.744\ 07 \times 10^{-7}$	0
F_4	32.731 55	$70.599\ 53 \times 10^{-8}$	0
F_5	85.771 35	1.937 220 00	0
F_6	$8.865\ 911 \times 10^{-2}$	$4.032\ 5 \times 10^{-3}$	0
F_7	$2.453\ 39 \times 10^{-3}$	$4.406\ 469 \times 10^{-3}$	0.028 729
F_8	-1.031 6	-1.836	-1.365 3

表 5 实验结果（初始种群大小为 25）

函数	标准差		
	IWO	GWO	IWOGWO
F_1	298.640 611	$84.032\ 48 \times 10^{-56}$	0
F_2	0.035 341 9	$1.490\ 545 \times 10^{-32}$	0
F_3	5 924.113 38	$752.383\ 373 \times 10^{-15}$	0
F_4	38.670 39	$96.739\ 22 \times 10^{-13}$	0
F_5	96.321 94	$1.136\ 86 \times 10^{-14}$	0
F_6	423.898 07	$6.605\ 576 \times 10^{-2}$	0
F_7	$6.973\ 97 \times 10^{-4}$	$6.335\ 574 \times 10^{-3}$	0.050 696
F_8	-1.031 6	-1.031 6	-0.886 31

实验所得到的数据表明，不论初始种群的大小如何，IWOGWO 混合优化算法在 8 个测试函数中都得到了最好的结果，优于其他两种优化算法。实验结果表明，IWOGWO 混合优化算法与入侵杂草优化算法、灰狼优化算法相比，更适用于广泛的优化问题。

5 结论

入侵杂草优化算法全局搜索能力强，但是收敛速度慢，影响了最终优化解的精度。灰狼优化算法搜索速度快，但存在后期收敛速度较慢，易陷入局部最优且搜索精度不高的缺陷。为此，本文提出了 IWOGWO 混合优化算法，IWOGWO 混合优化算法使得大多数测试函数都达到了全局最优解。在以后的研究中，作者计划将所提出的 IWOGWO 混合优化算法与其他种群优化算法相结合，进一步提高算法的性能。

参考文献：

[1]MIRJALI S, MIRJALI S M, LEWIS A.Grey wolf optimizer[J]. Advances in engineering software, 2014(69):46-61.
[2]DISSERTATION D, WANG X.Hybrid nature-inspired computation method for optimization[J].Helsinki University of Technology, 2009:161-162.

基于扩展卡尔曼滤波算法的热式流量测量技术研究

刘太逸¹
LIU Taiyi

摘要

当前国内油田面临多重挑战，首先是进入中后期开采阶段，导致产量逐渐下降，采油难度增加；其次，传统开采技术滞后，已达到瓶颈，无法有效提高。在这一情况下，实时监测油井产液量尤为关键。它可及时发现产量变化，帮助管理者调整方案以提高产量，识别异常情况并维护设备，还可优化开采方式以降低成本，提高经济效益。在当前的技术发展趋势下，热式流量技术在实时监测低产量油井流量方面展现出了越来越大的应用潜力，但传统的热式流量计目前存在测量精度低等问题。在传统热式流量计的基础上，采用了扩展卡尔曼滤波算法对数据进行处理，以提高数据采集精度。

关键词

低产量油田；热式流量测量；ADC；扩展卡尔曼滤波

doi: 10.3969/j.issn.1672-9528.2024.09.017

0 引言

当前，实时监测低产量油井流量是油田管理中的重要挑战之一，而现有技术提供了多种解决方案^[1-2]。尽管传统的涡轮流量计、超声波流量计和电磁流量计在流量监测领域有一定的应用^[3]，但它们在低产量油井中的应用可能受到一些限制。例如，对于涡轮流量计，涡轮转速会产生差异，内部累积的转速可以反映流量值^[4-5]。在低流速下精度可能受到影响，

而超声波流量计可能受到流体泡含量和气液两相流的影响，导致测量不稳定。相比之下，热式流量技术近年来备受关注，因其在实时监测低产量油井流量方面展现出了独特的优势和可行性。热式流量技术利用流体对传感器的冷却效应来测量流量，具有精度高、响应速度快、结构简单等优点。在现有技术中，热式流量技术的适用性广泛，可用于各种液体和气体的流量测量，包括低产量油井中的流体产出。首先，热式流量技术不受流速变化的影响，即使在低流速情况下也仍能保持较高的测量精度。其次，热式流量传感器响应速度快，能够及时捕捉到流量的变化情况，实现对低产量油井流量的

1. 西安石油大学陕西省油气井测控技术重点实验室
陕西西安 710065

[3]MEHRABIAN A R, LUCAS C.A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization[J].Ecological informatics, 2006,1:355-366.
[4]ZHAO Y, LENG L, QIAN Z, et al.A discrete hybrid invasive weed optimization algorithm for the capacitated vehicle routing problem[J].Procedia computer science, 2016, 91: 978-987.
[5]LIU C, WU H.Synthesis of thinned array with side lobe levels reduction using improved binary invasive weed optimization[J].Progress in electromagnetics research M, 2014, 37: 21-30.
[6]KORAYEM L, KHORSID M, KASSEM S S.Using grey wolf algorithm to solve the capacitated vehicle routing problem[C]//3rd International Conference on Manufacturing Optimization, Industrial and Material Engineering (MOIME

2015) . Bristol, UK:Institute of Physics, 2015: 83-104.
[7]KISHOR A, SINGH P K. Empirical study of grey wolf optimizer[C]//Proceedings of fifth International Conference on Soft Computing for Problem Solving,Volume 1. Singapore: Springer, 2016 (436): 1037-1049.
[8]TAWHID M A, ALI A F.A Hybrid grey wolf optimizer and genetic algorithm for minimizing potential energy function[J]. Memetic computer, 2017(9):347-359.

【作者简介】

冯严冰（1982—），女，安徽淮北人，硕士研究生，讲师，研究方向：智能算法与控制。

王洪亮（1980—），男，吉林长春人，硕士研究生，讲师，研究方向：建筑与智能算法。

（收稿日期：2024-06-19）