



内容列表可在科学直接获得

具有应用程序的专家系统

期刊主页: www.elsevier.com/locate/eswa

雪烧蚀优化器：一种新的数值优化和工程设计的元启发式技术

邓凌云* 刘三阳

西安电子科技大学数学与统计学院, 中国西安, 710126

ARTICLE INFO

关键词:
除雪优化器
新的元启发式算法
过早收敛
基准
工程设计

ABSTRACT

本文提出了一种新的自然启发式技术雪烧蚀优化器(SAO),用于数值优化和工程设计。SAO算法主要模拟雪的升华和熔融行为,在解空间中的开发和探索之间的权衡,防止过早收敛。利用29个典型的CEC2017CEC无约束基准和22个2020实际约束优化问题验证了SAO的竞争力和有效性,其中包括7个工艺合成和设计问题以及15个机械工程问题。此外,为了进一步验证其强度,将所开发的SAO应用于提取光伏系统的核心参数。仿真结果表明,所开发的SAO是一种非常有前途的技术,比其他最先进的竞争方法具有更好的性能。SAO的源代码可在以下公开获取<https://github.com/denglingyun123/SAO-snow-ablation-optimizer>。

1. 介绍

在过去的二十年里,元启发式算法(MAs)已经被广泛地应用于处理各种科学领域中的许多复杂的工程问题。特别是在处理非凸、高度非线性、非光滑、甚至动态的现实世界问题时,与传统的数学优化方法相比,MAs由于其无梯度特性和结构简单而更为普遍(Li, Liu, & Yang, 2020; Su et al., 2023)。这些算法根据预定义的规则在求解空间中启动搜索过程。根据算法所遵循的规则,MAs主要分为进化算法和群智能算法两类,如图所示。1.

作为第一类,进化算法模拟了自然界中适者生存的竞争规则。这些算法主要采用交叉策略和突变算子来反映物种的进化。遗传算法(GA)(Srinivas & Patnaik, 1994)是一种具有代表性的进化计算技术,已被用来有效地解决学术界和工业界的许多具有挑战性的问题。遗传A的灵感来自达尔文主义的观点。此外,这类方法的典型方法也包含了进化策略(Hansen等., 2003年),差异进化(Storn&Price, 1997年)和进化规划(Yao等., 1999)。

另一类是群体智能算法。需要注意的是,大多数群体智能优化器的特征主要分为以下四个部分:仿生型、以人为本、

基于数学的,和基于物理的。其中,仿生算法模拟了鱼类、昆虫和其他生物的生物行为。在第一组中,最新的和有影响力的算法是粒子群优化(PSO)(肯尼迪&埃伯哈特,1995),灰狼优化器(GWO)(Sm等., 2014)、蝴蝶优化算法(BOA)(Arora & Singh, 2018)和黏菌算法(SMA)(Deng & Liu, 2023; 李、Chen等., 2020)。此外,以基于教学学习的优化器(TLBO)为典型的基于人的方法(Rao等。以正弦余弦算法(SCA)为代表,模拟社区中的人类活动规律,基于数学的方法(Mirjalili, 2016)和算术优化算法(AOA)(Abualigah, Diabat等。模仿现实生活中的数学定律,以及基于物理的方法,如多元诗优化器(MVO)(Mirjalili等。平衡优化器(E0)(法拉马齐、海德里内贾德、斯蒂芬斯和米尔贾利,2020)和模拟退火(SA)(Ingber, 1993)模拟物理定律。

正如无免费午餐定理(NFL)(Wolpert & Macready, 1997)所表明的那样,尽管MAs被广泛使用,但它们并不能总是在所有优化问题上产生优异的性能。因此,研究者要么提出新的方法,要么利用一些有效的改进来增强现有算法的收敛性能。最终目标是实现剥削和勘探之间的权衡(Hashim等人., 2019)。实际上,在元启发式算法领域,探索能力代表了算法的扩展和发现的前景

* 通讯作者。

电子邮件地址: 已登录@stu. 席迪安. edu.cn (L. 邓), 赛刘@xidian. edu.cn (S. 刘)。

<https://doi.org/10.1016/j.eswa.2023.120069>

2023年3月7日收到; 2023年3月24日以修订版形式收到; 2023年4月4日接受

2023年4月12日在线提供

0957-4174/©2023爱思唯尔有限公司。保留所有权利。

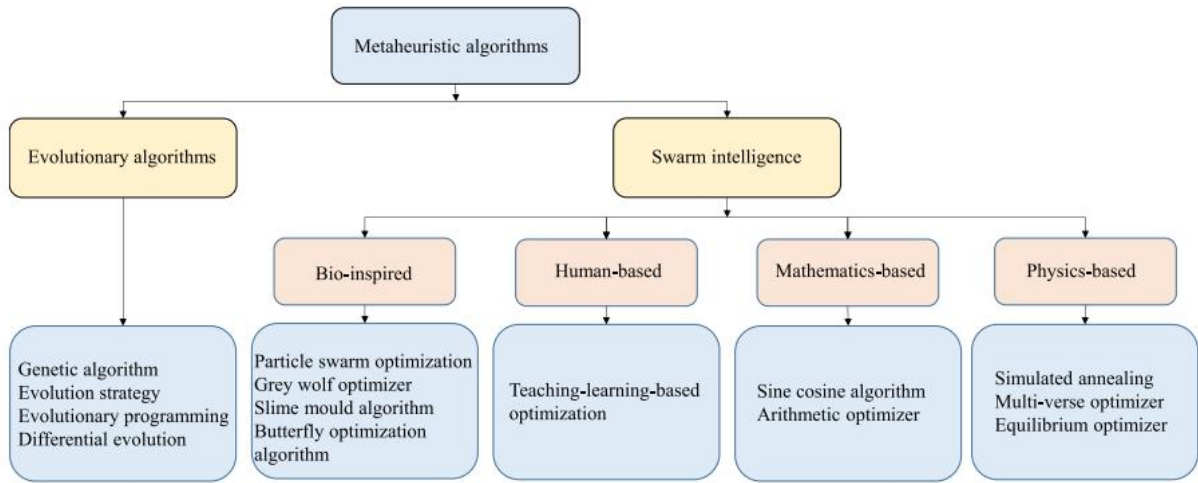


图1. MAs的分类。

求解空间中的区域。当应用MAs处理复杂的多模态问题时，应该保留探索能力，以鼓励搜索代理从众多的局部最优中跳出来(Liang等., 2006)。同时，开发能力也代表了快速收敛到全局最优解的能力。然而，大多数算法的主要缺陷仍然是探索 and 开发之间的不平衡，严重限制了算法的性能。因此，本文开发了一种新的基于物理的元启发式技术——雪消融优化器（SAO），旨在平衡勘探和开发。

1.1. 动机

作为处理现实世界优化问题的最强大的工具之一，MAs已经吸引了高度的兴趣。基于上述描述，许多研究人员通过不同的方法来加强他们的性能，从而推导出了大量有趣的算法。然而，随着越来越多的优化问题变得越来越复杂，总是需要更好的优化技术。此外，MAs的有用性和有效性鼓励我们开发一种新的元启发式技术。此外，还设计了SAO算法来克服并最终在群体的多样性和收敛性之间进行权衡。

1.2. 贡献

受自然界中雪的升华和熔融行为的启发，我们提出了一种新的元启发式技术，即雪消融优化器（SAO），用于处理数值优化和工程设计问题。主要贡献总结如下：

提出了一种基于物理的新算法雪消融优化器（SAO），可以模拟雪的升华和熔融行为。

采用29个具有代表性的CEC2017无约束基准和22个CEC2020真实世界约束优化问题，验证了所开发技术的强度，并将仿真结果与一些受好评的方法进行了对比。

统计分析，如威尔coxon检验和弗里德曼检验被使用来调查提出的SAO算法的强度。

通过对SAO勘探开发的分析，揭示了该技术性能优异的原因。

SAO提取光伏系统核心参数的应用也验证了SAO相对于其他竞争算法的优越性。

本文的其余部分的安排如下。第2节详细描述了雪消融优化器。第3节介绍并分析了仿真结果。结论和部分未来的工作见第4节。

2. 除雪优化器（SAO）

本部分基于雪的升华和融化行为，给出了SAO的灵感来源。然后，提出了该算法的数学模型。最后，给出了SAO的伪码，并分析了其时间复杂度。

2.1. 灵感

雪是自然界中最迷人和最美丽的风景之一。特别是在冬季，雪的消融在生态系统中起着重要的作用，它影响着作物的生长和发育和人类的健康(Edwards等., 2007)。在物理学中，雪可以转变为两种形式：液态水和蒸汽。对应于这两种形式的是两个物理过程：熔化和升华。如图所示。2、在融化的过程中，雪转化为液态水，而它可以通过升华直接转化为蒸汽。同时，要注意的是，融雪转化的液态水也可以通过蒸发转化为蒸汽。

雪消融优化器（SAO）的灵感来源来自于雪的升华和融化行为。下面几部分将介绍SAO算法的初始化阶段、探索阶段、开发阶段和双种群机制。

2.2. 初始化阶段

在SAO中，迭代的过程从一个随机产生的蜂群开始。如等式所示(1)，整个群通常被建模为一个有N行和Dim列的矩阵，其中N表示群的大小，Dim表示解空间的维数。

$$Z = L + \theta \times (U - L)$$

$$= \begin{bmatrix} z_{1,1} & z_{1,2} & \cdots & z_{1,Dim-1} & z_{1,Dim} \\ z_{2,1} & z_{2,2} & \cdots & z_{2,Dim-1} & z_{2,Dim} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ z_{N-1,1} & z_{N-1,2} & \cdots & z_{N-1,Dim-1} & z_{N-1,Dim} \\ z_{N,1} & z_{N,2} & \cdots & z_{N,Dim-1} & z_{N,Dim} \end{bmatrix}_{N \times Dim}, \quad (1)$$

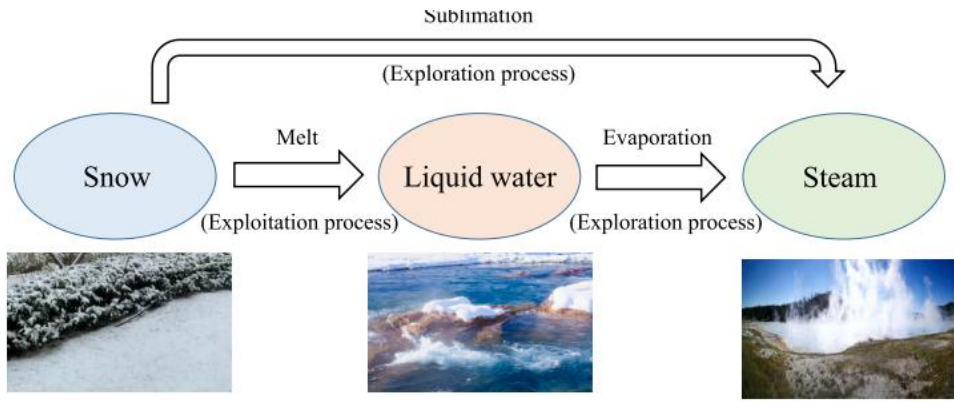


图2. 灵感来源示意图。

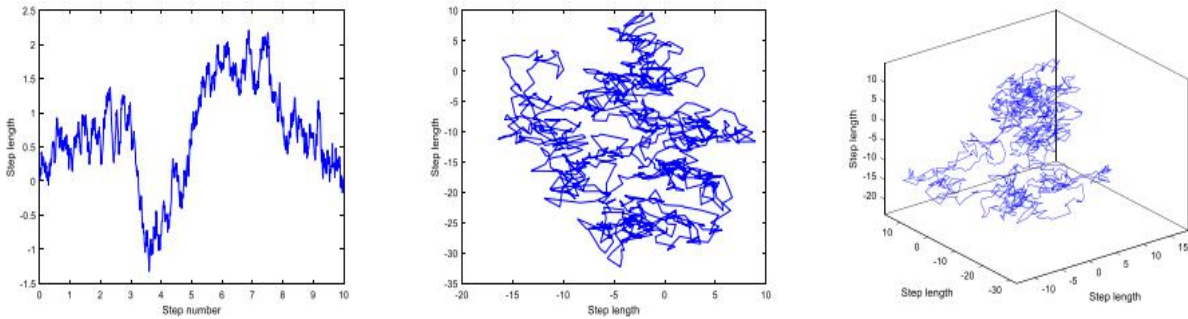


图3. 布朗运动

其中, L 和 U 分别表示解空间的下界和上界。 θ 表示在 $[0, 1]$ 中随机产生的一个数字。

2.3. 勘探阶段

本部分详细介绍了SAO的勘探策略。当雪或液态水从雪转化为蒸汽时, 由于不规则的运动, 搜索代理呈现出高度分散的特征。在本研究中, 我们利用布朗运动来模拟这种情况。作为一个随机过程, 布朗运动被广泛应用于模拟动物的觅食行为(法拉马齐、海达里内贾德、米尔贾利利和甘多米, 2020), 粒子的无尽和不规则运动(Abdel-Basset等。), 股价的波动行为(Merton, 1976)等。对于标准布朗运动, 采用基于均值为零、方差为1的正态分布的概率密度函数得到步长。相关的数学表示如下所示(法拉马齐, 海达里内贾德, 米尔贾利利, 和甘多米, 2020年):

$$f_{bm} \frac{1}{\sqrt{2\pi}}(x; 0, 1) = \exp(-\frac{x^2}{2}), \quad (2)$$

布朗运动的一维分布和在二维和三维搜索空间中的轨迹如图所示。3. 如图所示。3, 利用动态和均匀的步长, 布朗运动使搜索空间中的一些潜在区域得以探索。因此, 它可以很好地反映蒸汽在搜索空间中扩散的情况。勘探过程中位置的计算公式如下:

$$Z_i(t+1) = \text{精英}(t) + \text{Bmi}(t) \otimes (t\theta_1 \times (G(t) - Z_i(t)) + (1-\theta_1) \times (Z(t) - Z_i(t))), \quad (3)$$

其中, $Z_i(t)$ 表示第 t 次迭代中的第 i 个个体, $\text{Bmi}(t)$ 表示一个包含随机数的向量

对于表示布朗运动的高斯分布, 符号 \otimes 表示入口级乘法, θ_1 表示从 $[0, 1]$ 中随机选择的一个数字。此外, $G(t)$ 是指当前的最佳解, $\text{Elite}(t)$ 是从蜂群中的几个精英中随机选择的个体, 而 $Z(t)$ 为整个群体的质心位置。相应的数学表达式如下:

$$Z(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \text{字}(t), \quad (4)$$

$$\text{Elite}(t) \in [G(t), Z_{\text{第二}}(t), Z_{\text{第三}}(t), Z_c(t)], \quad (5)$$

在哪里 $Z_{\text{second}}(t)$ 和 $Z_{\text{third}}(t)$ 分别代表当前人口中第二好的个体和第三好的个体。 $Z_c(t)$

表示适合度值排名前50%的个体的质心位置。在这项研究中, 为了简单起见, 这些个体的排名前50%的健康值被评为领导者。此外

$Z_c(t)$ 是利用等式中的数学表达式进行计算的(6)。

$$\frac{1}{N_1} \sum_{i=1}^{N_1} Z_c(t) = Z_i(t), \quad (6)$$

在哪里 N_1 表示领导的数量, 即, N_1 等于一半整个蜂群的大小, 子 (t) 代表第个最好的领导者。因此, 在每次迭代中, $\text{Elite}(t)$ 是随机从它由当前的最佳解决方案、第二好的个人、第三好的个人和领导者的质心位置组成。

图4在视觉上描述了交叉术语 $\theta_1 \times (G(t) - Z_i(t))$ 和

$(1-\theta_1) \times (Z(t) - Z_i(t))$ 在二维参数空间中。参数 θ_1 负责控制向当前最佳个人的运动和向领导者的质心位置的运动。上述两个交叉项的整合主要是用来反映个体之间的相互作用。

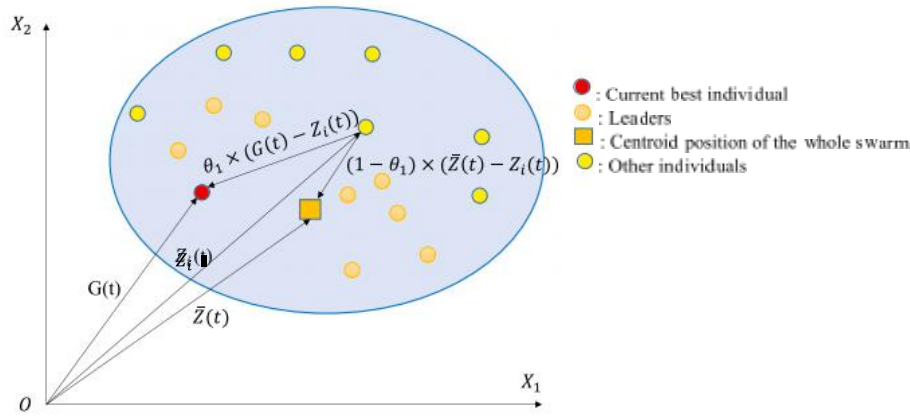


图4. 在SAO的交叉项的示意图。

2.4. 爆炸阶段

本部分介绍了SAO的剥削特性。当雪通过熔融行为转化为液态水时，我们鼓励搜索代理利用当前最好的解决方案，而不是在解决方案空间中使用高分散的特性进行扩展。作为最经典的融雪模型之一，日法(Zhou等。被用来反映雪融化的过程。该方法的一般形式如下：

$$M = DDF \times (T - TI), \quad (7)$$

其中，M为融雪速率，这是模拟开发阶段熔融行为的关键参数。T表示日平均温度。TI是指通常设置为0的基本温度(Zhou等。2021)。这将导致：

$$M = DDF \times T, \quad (8)$$

其中，DDF表示从0.35到0.6之间的度数-日因子(马丁内克和Rango, 1986)。在每次迭代中，更新DDF值的数学表达式如下：

$$设计 = 0.35 + 0.25 \times \frac{t}{t_{max} - 1}$$

其中 t_{max} 表示终止标准。DDF的变化趋势如图所示。5.

然后在SAO中，融雪率用以下公式计算融雪率：

$$M = (0.35 + 0.25 \times \frac{t}{t_{max} - 1}) \times T(t), \quad T(t) = e^{\frac{t}{t_{max} - 1} - 1} t_{max}, \quad (10)$$

然后在SAO的开发阶段，位置更新方程如下：

$$Z_i(t+1) = M \times G(t) + \text{Bmi}(t) \otimes (\theta_2 \times (G(t) - Z_i(t)) + (1 - \theta_2) \times (Z(t) - Z_i(t))), \quad (11)$$

其中M是融雪速率， θ_2 表示从[-1, 1]中选择的随机数。这个参数促进了个体之间的交流。在这个阶段，在交叉项的帮助下 $\theta_2 \times (G(t) - Z_i(t))$ 和 $(1 - \theta_2) \times (Z(t) - Z_i(t))$ ，个体更有可能被利用基于当前最佳搜索代理和群质心位置的有前途区域。

2.5. 双种群机制

在元启发式算法中，实现开发和探索之间的权衡是非常重要的。如第2.1节所述，

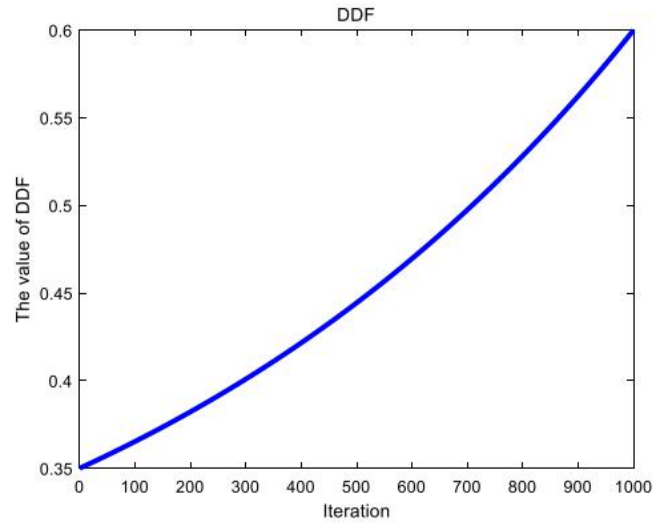


图5. DDF的趋势。

一些由雪转化而来的液态水也可以转化为蒸汽来进行勘探过程。也就是说，随着时间的推移，个体进行具有高度分散特征的不规则运动的可能性会增加。然后该算法逐渐有一个十-

更深入地探索解决方案空间。本研究设计了双种群机制来反映这一情况，并保持开发和探索。如算法1所示，在迭代的早期阶段，整个种群被随机分为两个大小相等的亚种群。我们将整个种群和这两个亚种群分别表示为P、Pa和Pb。另外，P、Pa和Pbare的大小分别记为N、Na和Nb。其中，Pa是负责勘探的，而Pb被分配来执行开发。然后在随后的迭代中，P的大小 p_a 逐渐下降，P的大小 p_b 因此增加。

算法1的双种群机制

- 1: 初始化: $t = 0$, t_{max} , $N_a = N_b = \frac{N}{2}$, 其中N表示群体大小
- 2: 而 $(t < t_{max})$ 则会这样做
- 3: 如果 $N_a < N$ 然后
- 4: $N_a = N_a + 1$, $N_b = N_b - 1$
- 5: 如果结束
- 6: $t = t + 1$
- 7: 结束时

表1
基准功能。

2017年月日	
C20171, C20173	单峰问题
C20174- C201710	单纯杂 多模态问题 问题种
C201711- C201720	
C201721- C201730	组成问题

综上所述，SAO算法的完整位置更新方程如下：

$$Z_i(t+1)=\begin{cases} Elite(t)+BM_i(t)\otimes(\theta_1\times(G(t)-Z_i(t))\\ \quad+(1-\theta_1)\times(\tilde{Z}(t)-Z_i(t))),i\in index_a\\ M\times G(t)+BM_i(t)\otimes(\theta_2\times(G(t)-Z_i(t))\\ \quad+(1-\theta_2)\times(\tilde{Z}(t)-Z_i(t))),i\in index_b \end{cases}, \quad (12)$$

如等式所述(1)，整个总体实际上是一个位置矩阵。因此，在等式(12)、指标 a 和 $indexb$ 表示一组指标，包括 P 中个体的线数 a 和 P_b 分别在整个位置矩阵中。算法2总结了SAO算法的整个过程。

算法2雪烧蚀优化器（SAO）

- 1: 初始化：群 Z_i ($i = 1, 2, \dots, N$)， $t = 0$ ， t_{max} ， $N_a = N_b = \frac{N}{2}$
- 2: 健身评价
- 3: 记录当前最佳的个体 G (t)
- 4: 而 ($t < t_{max}$) 则会这样做
- 5: 计算融雪速率 M 到等式(10)
- 6: 将整个种群 P 随机分为两个亚种群-
tions P_a 和 P_b
- 7: 为每个人所做的事
- 8: 通过等式更新每个人的位置(12)
- 9: 结束
- 10: 健身评价
- 11: 更新 G (t)
- 12: $t = t + 1$
- 13: 结束时
- 14: 返回 G (t)

2. 6. SAO的时间复杂性

在本小节中，我们分析了雪烧蚀优化器（SAO）的时间复杂度。需要注意的是，SAO算法主要包括以下几个部分：初始化、个体位置更新、适合度评估和适合度排序。各部分的时间复杂度如下所示：初始化 $O(N \times Dim)$ 、个体的位置更新 $O(N \times Dim)$ 、适应度评价 $O(N)$ 和适应度排序 $O(N \times \log N)$ 。其中， Dim 是指的维度
解决方案空间。然后，可以估计的时间复杂度可以在
以下内容： $O(N \times \text{暗号} + N \times t_{max} \times (\log N + Dim + 1))$ 。

表2
在竞争方法中的参数设置。

方法	参考资料	参数	价值
安哥拉	阿布里加，优素罗等人。(2021)	u, δ	0.1, 0.1
皇家维多利亚勋章获得者	米尔贾利利等人。(2015)	水扩展聚脂 max , WEP 分	1, 0.2
eo	法拉马齐、海达里内贾德、斯蒂芬斯和米尔贾利利 (2020年)	$a1, a2, GP$	2, 1, 0.5
阿沃亚	阿卜杜拉哈扎德等人。(2021)	P_1, P_2, P_3	0.6, 0.4, 0.6
何	Aaha等。(2019)	E_0	(-1, 1)
PSO-超声波	孟等人。(2022)	$v_{max}, v_{分}, r$	30, -30, 0.5
遮荫	Tanabe和Fukunaga (2013)	$Pbest_{rate}, Arc_{rate}$	0.1, 2
LSHADE-SPACMA	穆罕默德等人。(2017)	$H, N_g, Pbest_rate, Arc_rate, F_{cp}, c$	5, 4, 0.11, 1.4, 0.5, 0.8

3. 实验结果和分析

在这一部分中，通过CEC2017测试套件、CEC2020真实世界约束优化问题，以及对光伏系统参数提取的应用，验证了雪烧蚀优化器（SAO）的强度。整个实验包括以下五个部分：(1) 基准功能和实验设置；(2) CEC2017测试套件实验；(3) CEC2020实际约束优化问题实验；(4) Sao勘探开发分析；(5) 在光伏系统参数提取中的应用。

3. 1. 基准测试功能和实验设置

我们分别对CEC2017测试套件中的29个10维和30维基准问题进行了实验研究。根据它们的特点，在表1中对29个CEC2017无约束基准进行了分类。关于这些典型的测试问题的更多细节可以在相应的参考文献中找到。(Onay & Aydemr, 2022).

如表1所示，由于单峰问题只具有算法的一个全局最优能力，因此它们经常被用来验证算法的一个全局最优能力。另一方面，由于存在大量的局部最优，简单的多模态问题比单峰态问题更具挑战性。此外，由于混合问题和组合问题在不同区域的特征不同，它们可能会更好地模拟真实搜索空间。因此，通过利用这些典型的基准，可以反映处理现实世界优化问题的方法的潜在性能。

在我们的实验中，使用了30个搜索代理，共使用了1000次迭代作为终止准则。此外，我们还选择了8个最先进的竞争对手来与雪烧蚀优化器（SAO）进行比较。他们是AO (Abualigah, Yousri, 等。), MVO(Mirjaliliali等人。), 2015), EO (法拉马齐, 海达里内贾德, 斯蒂芬斯和米尔贾利里, 2020), AVOA(阿布多拉扎德等。), HHO (Aaha等人。), PSO-sono(孟等人。)和LSHADE-SPACMA (Mohamed等。), 2017). 参数设置与相关的引用保持一致，如表2所示。为了减轻随机性对实验的干扰，每个算法在每个测试问题上独立执行20次。所有的实验都是利用MATLAB R2018a软件在windows10 64位操作系统下的英特尔酷睿i5-5250U CPU @1.60 GHz下完成的。用最佳算法所得到的结果用黑体字突出显示。

3. 2. 在CEC2017测试套件上进行的实验

3. 2. 1. 圣的收敛行为

本部分利用二维参数空间中的几个CEC2017基准，研究了SAO的收敛行为。具体来说，在本实验中，SAO的收敛行为反映为搜索历史、收敛图、平均适应度历史、群的多样性和第一维的轨迹图。如图所示。6、第一列是描述

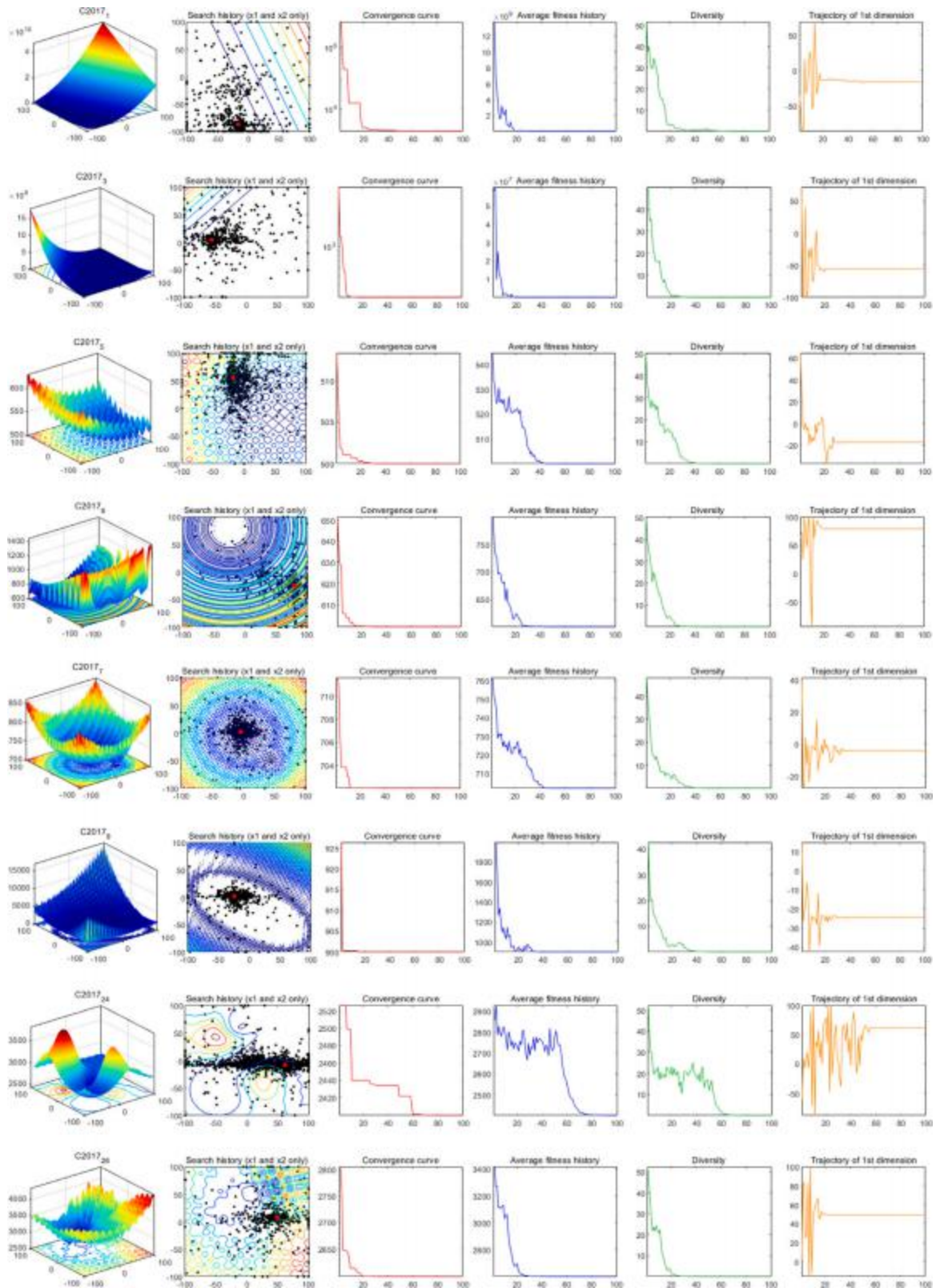


图6. 圣的收敛行为。

参数化空间，揭示了C2017和C2017等单峰问题的平滑结构³。同时，在简单多模态问题和复杂混合问题中存在大量的局部最优，很好地模拟了实解空间。

然后在第二列中，搜索历史图直观地显示了所有个体在迭代过程中的位置历史。请注意，个人倾向于在早期的迭代中发现潜在的和有希望的领域，并最终围绕全局最优解决方案聚集，

表3

在CEC2017DIC测试套件上获得的实验结果。

功能	指标	安哥拉	皇家维多利亚勋章获得者	eo	阿沃亚	何	PSO-超声波	遮荫	LSHADE-SPACMA	史密森天体物理观测台
C20171	平均 sd	.071E+06 1E+03.02	.108E+03 4E+03.81	.133E+03 3E+03.78	.163E+03 1E+03.83	.435E+05 3E+05.58	.712E+03 3E+03.57	1.00E+02 0E+00.00	1.00E+02 .000E+00	.991E+03 1E+03.19
C20173	平均 sd	833.07 .382E+02	300.04 .163E-02	300.00 .252E-03	303.52 .571E+01	307.19 .529E+00	300.00 .828E-08	300.00 .000E+00	300.00 .000E+00	300.00 .301E-10
C20174	平均 sd	413.05 .252E+01	404.38 .611E+00	404.97 .926E-01	419.73 .982E+01	431.33 .483E+01	405.96 .351E+00	400.00 .000E+00	400.00 .000E+00	401.67 .862E-01
C20175	平均 sd	.325E+02 1E+01.03	.195E+02 8E+00.03	.165E+02 8E+00.29	.385E+02 1E+01.88	.495E+02 2E+01.17	.095E+02 5E+00.24	.055E+02 1E+00.47	.045E+02 1.38E+00	.145E+02 3E+00.17
C20176	平均 sd	614.31 .745E+00	601.11 .701E+00	600.00 .781E-02	613.13 .908E+00	636.41 .051E+01	600.38 .538E-01	600.00 1.48E-05	600.00 .563E-04	600.00 .131E-02
C20177	平均 sd	.587E+02 1E+01.32	.257E+02 8E+00.00	.227E+02 7E+00.00	.687E+02 2E+01.24	.877E+02 1E+01.79	.197E+02 4E+00.20	.157E+02 1E+00.93	.147E+02 .012E+00	.197E+02 4E+00.09
C20178	平均 sd	.258E+02 6E+00.62	.208E+02 8E+00.08	.118E+02 4E+00.54	.338E+02 1E+01.51	.318E+02 9E+00.79	.118E+02 4E+00.67	.048E+00 2E+00.16	.058E+02 .721E+00	.108E+02 4E+00.18
C20179	平均 sd	1059.92 .421E+02	900.45 .346E-01	900.62 .023E-01	1148.02 .332E+02	1424.84 .402E+02	901.53 .172E+00	900.37 .327E-01	900.26 .374E-01	900.19 .062E-01
C201710	平均 sd	.881E+03 2E+02.67	.781E+03 3E+02.04	.611E+03 2E+02.64	.921E+03 2E+02.78	.092E+03 3E+02.86	.411E+03 2E+02.55	1.24E+03 1.17E+02	.361E+03 .401E+02	.571E+03 1E+02.29
C201711	平均 sd	1171.62 .283E+01	1133.04 .924E+01	1106.91 .144E+00	1139.73 .743E+01	1169.96 .485E+01	1125.12 .152E+01	1101.44 1.22E+00	1106.23 .706E+00	1108.81 .373E+00
C201712	平均 sd	.023E+06 3E+06.34	.508E+05 9E+05.39	.031E+04 7E+03.75	.281E+06 1E+06.20	.922E+06 3E+06.39	.111E+04 8E+03.36	.651E+03 2E+02.87	1.60E+03 .222E+02	.718E+03 4E+03.03
C201713	平均 sd	.431E+04 1E+04.41	.001E+04 1E+04.03	.467E+03 6E+03.58	.021E+04 8E+03.77	.391E+04 1E+04.04	.571E+03 1E+02.73	.331E+03 6E+01.20	1.32E+03 .155E+01	.319E+03 4E+03.92
C201714	平均 sd	.172E+03 8E+02.81	.701E+03 4E+02.70	.481E+03 3E+01.17	.881E+03 7E+02.71	.641E+03 1E+02.92	.451E+03 1E+01.96	1.41E+03 9E+00.73	.421E+03 .989E+00	.885E+03 6E+03.17
C201715	平均 sd	.466E+03 7E+03.94	.202E+03 1E+03.37	.651E+03 9E+01.09	.594E+03 2E+03.62	.556E+03 2E+03.15	.621E+03 1E+02.35	.511E+03 1E+01.43	1.51E+03 .877E+00	.723E+03 2E+03.83
C201716	平均 sd	.811E+03 1E+02.32	.791E+03 1E+02.47	.741E+03 6E+01.19	.781E+03 1E+02.29	.901E+03 1E+02.24	.651E+03 9E+01.10	1.61E+03 3E+01.64	.621E+03 .164E+01	.681E+03 7E+01.93
C201717	平均 sd	1772.17 .852E+01	1793.71 .326E+01	1742.94 .772E+01	1766.37 .433E+01	1775.52 .664E+01	1744.49 .112E+01	1702.62 .884E+00	1708.55 .011E+01	1741.57 .732E+01
C201718	平均 sd	.952E+04 1E+04.55	.881E+04 1E+04.24	.881E+04 1E+04.26	.291E+04 7E+03.98	.191E+04 7E+03.27	.312E+03 9E+02.51	.841E+03 2E+01.35	1.81E+03 1.02E+01	.321E+04 1E+04.01
C201719	平均 sd	.111E+04 8E+03.59	.682E+03 1E+03.04	.971E+03 4E+01.91	.997E+03 6E+03.28	.191E+04 8E+03.75	.921E+03 1E+01.60	.911E+03 1E+01.50	1.90E+03 .878E-01	.947E+03 6E+03.97
C201720	平均 sd	.122E+03 5E+01.69	.072E+03 5E+01.68	.052E+03 5E+01.32	.142E+03 8E+01.13	.172E+03 7E+01.52	.032E+03 1E+01.21	.012E+03 8E+00.18	.012E+03 .143E+00	.052E+03 5E+01.83
C201721	平均 sd	2313.89 .823E+01	2306.64 .733E+01	2295.84 .084E+01	2293.55 .826E+01	2337.74 .045E+01	2304.35 .482E+01	2296.87 .323E+01	2245.21 1.55E+01	2292.64 .744E+01
C201722	平均 sd	2306.58 .611E+01	2320.86 .657E+01	2300.63 .633E+00	2308.16 .415E+00	2306.53 .382E+01	2299.07 .461E+01	2300.51 .354E+00	2300.65 .634E+00	2297.67 1.23E+00
C201723	平均 sd	2642.35 .331E+01	2620.34 .528E+00	2615.77 .076E+00	2640.06 .661E+01	2677.54 .033E+01	2608.83 .793E+00	2609.43 .952E+00	2608.11 .272E+00	2616.37 .077E+00
C201724	平均 sd	2740.69 .348E+01	2748.08 .151E+01	2745.69 .376E+00	2762.08 .546E+01	2815.91 .494E+01	2737.47 .643E+00	2737.71 .043E+00	2737.45 .262E+00	2743.12 .287E+00
C201725	平均 sd	2926.78 .322E+01	2925.94 .322E+01	2933.29 .153E+01	2913.97 .042E+01	2919.58 .487E+01	2938.31 .951E+01	2916.91 .352E+01	2926.37 .352E+01	2922.72 .071E+01
C201726	平均 sd	3052.78 .471E+02	2942.87 .532E+02	2969.37 .382E+02	3177.85 .173E+02	3470.52 .835E+02	3013.51 .942E+02	2968.22 .981E+02	2937.1 .934E+01	2934.44 .793E+01
C201727	平均 sd	3102.81 .856E+00	3097.48 .851E+01	3091.68 .482E+00	3104.56 .082E+01	3150.11 .444E+01	3080.91 .152E+00	3091.25 .813E+00	3090.52 .712E+00	3095.73 .075E+00
C201728	平均 sd	3395.92 .369E+01	3288.97 .311E+02	3316.08 .361E+02	3351.27 .141E+02	3434.87 .681E+02	3288.21 .081E+02	3329.65 .361E+02	3355.09 .041E+02	3285.24 1.02E+02
C201729	平均 sd	3224.37 .334E+01	3229.43 .466E+01	3189.89 .974E+01	3265.47 .448E+01	3374.57 .839E+01	3193.45 .243E+01	3153.91 .583E+01	3151.61 1.52E+01	3188.35 .086E+01
C201730	平均 sd	.757E+05 9E+05.35	.133E+05 5E+05.26	.812E+05 4E+05.33	.961E+05 2E+05.82	.032E+06 2E+06.71	.501E+05 2E+05.54	.203E+03 4E+00.53	.403E+03 .234E+01	.931E+05 3E+05.86

这表明SA0实现了勘探和开发之间的巨大权衡。特别是针对混合动力问题C201724，SA0长期以来一直专注于在解决方案空间中开发左侧区域，而在正确的空间中获得最佳结果。实际上，这表明所开发的人员具有良好的勘探能力

该技术能够保持蜂群的多样性，并促进局部最优避免。
第三列中的收敛图是最广泛的使用来验证元启发式技术的性能的度量。如图所示。6、由SA0得到的收敛图表表明

表4

通过9种算法在CEC2017测试套件上获得的实验结果。

功能	指标	安哥拉	皇家维多利亚勋章获得者	eo	阿沃亚	何	PSO-超声波	遮荫	LSHADE-SPACMA	史密森天体物理观测台
C20171	平均 sd	.344E+08 1E+08.47	.805E+05 1E+05.94	.094E+03 3E+03.95	.456E+03 5E+03.61	.003E+07 6E+06.77	.031E+05 2E+05.17	.001E+02 2E-02.30	1.00E+02 .544E-04	.963E+03 5E+03.40
C20173	平均 sd	.755E+04 7E+03.49	.821E+03 1E+03.20	.832E+04 8E+03.87	.493E+04 8E+03.12	.993E+04 6E+03.59	.301E+04 6E+03.27	.986E+02 2E+01.43	.358E+02 .972E+01	.149E+04 3E+04.07
C20174	平均 sd	.496E+02 6E+01.85	.994E+02 1E+01.84	.005E+02 2E+01.19	.195E+02 2E+01.98	.705E+02 4E+01.48	.665E+02 6E+01.50	.584E+02 3E+01.35	.574E+02 .203E+01	.924E+02 1E+01.33
C20175	平均 sd	.077E+02 4E+01.54	.146E+02 3E+01.49	.865E+02 1E+01.44	.327E+02 3E+01.86	.527E+02 3E+01.58	.555E+02 2E+01.33	.405E+02 8E+00.27	.565E+02 .181E+01	.675E+02 1E+01.23
C20176	平均 sd	653.71 .447E+00	622.28 .461E+01	600.74 .509E-01	651.97 .847E+00	664.06 .286E+00	604.52 .153E+00	600.13 .243E-01	600.00 .759E-04	600.42 .375E-01
C20177	平均 sd	.111E+03 5E+01.57	.528E+02 2E+01.67	.298E+02 2E+01.86	.161E+03 8E+01.62	.271E+03 6E+01.49	.218E+02 6E+01.01	.797E+02 9E+00.75	.977E+02 .131E+01	.209E+02 5E+01.48
C20178	平均 sd	.549E+02 2E+01.69	.089E+02 3E+01.41	.858E+02 2E+01.82	.649E+02 3E+01.27	.709E+02 1E+01.83	.678E+02 1E+01.68	.418E+02 6E+00.66	.568E+02 .001E+01	.658E+02 1E+01.82
C20179	平均 sd	.716E+03 1E+03.11	.094E+03 3E+03.16	.181E+03 4E+02.55	.325E+03 7E+02.89	.068E+03 7E+02.85	.111E+03 1E+02.87	.319E+02 3E+01.59	.289E+02 .362E+01	.719E+02 2E+02.58
C201710	平均 sd	.745E+03 5E+02.75	.864E+03 7E+02.16	.165E+03 8E+02.60	.605E+03 8E+02.26	.725E+03 6E+02.90	.674E+03 9E+02.72	.883E+03 2E+02.92	.624E+03 .734E+02	.264E+03 7E+02.68
C201711	平均 sd	2352.47 .496E+02	1330.91 .856E+01	1217.39 .194E+01	1251.94 .544E+01	1293.22 .244E+01	1316.44 .948E+01	1227.69 .854E+01	1199.73 .763E+01	1213.49 .055E+01
C201712	平均 sd	.041E+08 1E+08.16	.021E+07 8E+06.61	.211E+06 7E+05.99	.536E+06 5E+06.58	.692E+07 2E+07.06	.393E+06 7E+06.77	.642E+04 1E+04.83	.102E+04 1.06E+04	.755E+05 5E+05.97
C201713	平均 sd	.361E+06 1E+06.26	.641E+05 1E+05.11	.272E+04 2E+04.10	.481E+05 9E+04.01	.376E+05 2E+05.40	.012E+04 1E+04.58	.582E+03 2E+02.63	.093E+03 .704E+02	.801E+04 1E+04.95
C201714	平均 sd	.231E+06 6E+05.81	.952E+04 3E+04.52	.025E+04 5E+04.80	.882E+05 2E+05.62	.689E+05 9E+05.47	.575E+04 7E+04.65	1.57E+03 4E+01.27	.611E+03 .195E+01	.343E+05 3E+05.04
C201715	平均 sd	.181E+05 6E+04.20	.854E+04 1E+04.90	.874E+03 3E+03.22	.683E+04 2E+04.92	.978E+04 4E+04.98	.239E+03 1E+04.15	1.85E+03 1.76E+02	.893E+03 .352E+02	.144E+03 3E+03.83
C201716	平均 sd	.313E+03 4E+02.78	.772E+03 2E+02.80	.522E+03 3E+02.61	.183E+03 5E+02.24	.513E+03 4E+02.32	.402E+03 3E+02.71	.422E+03 2E+02.42	.332E+03 .012E+02	.352E+03 3E+02.07
C201717	平均 sd	.472E+03 2E+02.85	.112E+03 1E+02.76	.042E+03 1E+02.77	.662E+03 2E+02.00	.612E+03 2E+02.58	.002E+03 1E+02.50	.951E+03 1E+02.32	1.92E+03 .468E+01	.092E+03 1E+02.72
C201718	平均 sd	.555E+06 5E+06.86	.543E+05 2E+05.59	.575E+05 3E+05.58	.451E+06 1E+06.43	.112E+06 2E+06.74	.683E+05 4E+05.23	.758E+03 2E+03.08	.074E+03 1.28E+03	.025E+05 3E+05.80
C201719	平均 sd	.182E+06 1E+06.70	.899E+05 1E+06.06	.081E+04 1E+04.41	.544E+04 3E+04.77	.778E+05 7E+05.93	.481E+04 1E+04.32	.082E+03 8E+01.05	.172E+03 .231E+02	.765E+03 3E+03.93
C201720	平均 sd	2526.16 .561E+02	2537.54 .671E+02	2364.34 .761E+02	2767.79 .272E+02	2884.66 .082E+02	2342.51 .641E+02	2265.24 .919E+01	2256.87 .967E+01	2401.25 .891E+02
C201721	平均 sd	2491.88 .753E+01	2415.44 .323E+01	2364.71 .322E+01	2518.67 .023E+01	2574.67 .724E+01	2357.95 .641E+01	2361.21 .819E+00	2342.14 .554E+00	2366.25 .651E+01
C201722	平均 sd	.612E+03 1E+02.52	.894E+03 1E+03.65	.773E+03 2E+03.16	.086E+03 2E+03.34	.557E+03 9E+02.19	.522E+03 9E+02.55	.922E+03 8E+03.26	.752E+03 .387E+02	.412E+03 5E+02.22
C201723	平均 sd	2958.97 .066E+01	2745.95 .672E+01	2712.96 .532E+01	2962.96 .367E+01	3227.63 .901E+02	2721.91 .293E+01	2698.96 .078E+00	2710.63 .781E+01	2713.14 .211E+01
C201724	平均 sd	.103E+03 6E+01.79	.922E+03 3E+01.27	.872E+03 1E+01.83	.133E+03 7E+01.76	.493E+03 1E+02.27	.882E+03 2E+01.43	.862E+03 1.11E+01	.872E+03 .511E+01	.892E+03 1E+01.93
C201725	平均 sd	2993 .732E+01	2894.78 .731E+01	2900.65 .951E+01	2921.45 .353E+01	2937.83 .382E+01	2924.64 .752E+01	2888.19 .682E+00	2887.39 1.02+00	2886.82 .093E+00
C201726	平均 sd	.915E+03 1E+03.46	.614E+03 7E+02.64	.214E+03 3E+02.87	.566E+03 1E+03.59	.787E+03 1E+03.03	.484E+03 6E+02.04	.114E+03 2E+02.23	.983E+03 1.31E+02	.164E+03 2E+02.51
C201727	平均 sd	3393.24 .308E+01	3226.8 .821E+01	3222.77 .331E+01	3273.18 .833E+01	3472.33 .258E+01	3240.35 .233E+01	3221.49 .411E+01	3218.96 .249E+00	3225.85 .121E+01
C201728	平均 sd	3451.81 .448E+01	3244.98 .394E+01	3224.44 .372E+01	3278.38 .053E+01	3334.12 .433E+01	3308.34 .495E+01	3197.41 .185E+01	3158.25 1.66E+01	3220.21 .033E+01
C201729	平均 sd	.814E+03 4E+02.08	.054E+03 1E+02.91	.693E+03 1E+02.76	.324E+03 3E+02.12	.914E+03 3E+02.96	.963E+03 2E+02.00	.513E+03 1.12E+02	.563E+03 .032E+02	.793E+03 2E+02.15
C201730	平均 sd	.351E+07 1E+07.35	.383E+06 2E+06.15	.121E+04 5E+03.08	.306E+05 3E+05.20	.025E+06 3E+06.43	.898E+04 1E+05.45	.715E+03 5E+02.70	.276E+03 .176E+02	.479E+03 3E+03.32

该算法在所有8个基准测试上都有快速的收敛速度。对于单峰问题，由于个体之间的相互作用和学习，SAO呈现了一个很好的剥削特征来接近全局最优。当处理简单的多模态

问题和混合问题，SAO有时暂时陷入局部最优，但算法在群体精英的指导下达到了较高的精度。同时，在迭代的最后一步中，由布朗运动产生的动态步长

表5

通过Wilcoxon检验在10维CEC2017测试套件上获得的比较结果。

方法	单峰问题	简单的多模态问题	混合问题	组成问题
圣vs. 安哥拉	.963E-08	.864E-05	.566E-03	.058E-03
圣vs. 皇家维多利亚勋章获得者	.793E-06	.318E-03	.451E-02	.352E-02
圣vs. eo	.514E-03	.184E-02	.783E-02	.963E-02
圣vs AVOA	3.00E-02	1.58E-05	2.82E-02	8.89E-03
圣vs. 何	.963E-08	.291E-05	.835E-03	.144E-03
圣vs. PSO-超声波	.194E-02	.441E-01	.501E-02	.503E-02
SAO vs阴影	1.71E-01	1.12E-01	2.23E-06	1.98E-02
圣vs. LSHADE-SPACMA	1.70E-01	.964E-02	.621E-02	.003E-02

表6

通过Wilcoxon检验对30维CEC2017测试套件获得的比较结果。

方法	单峰问题	简单的多模态问题	混合问题	组成问题
圣vs. 安哥拉	.441E-07	.973E-07	.792E-03	.324E-04
圣vs. 皇家维多利亚勋章获得者	.796E-08	.511E-02	.161E-02	.339E-03
圣vs. eo	.712E-03	.612E-02	.411E-01	.832E-02
圣vs AVOA	5.37E-03	4.50E-03	2.31E-03	1.41E-05
圣vs. 何	.796E-08	.276E-07	.647E-03	.467E-08
圣vs. PSO-超声波	.624E-05	.523E-02	.823E-02	.681E-01
SAO vs阴影	1.62E-07	4.37E-02	1.08E-01	2.68E-02
圣vs. LSHADE-SPACMA	1.05E-07	.071E-01	.007E-02	.791E-01

表7

基于弗里德曼检验的29个CEC2017无约束基准上的9种方法的排名。

方法	社会地位	
	10Dim	30Dim
LSHADE-SPACMA	2.051	1.689
遮荫	2.189	1.844
史密森天体物理观测台	3.741	3.689
PSO-超声波	3.862	4.293
eo	4.586	4.517
皇家维多利亚勋章获得者	6.017	5.793
阿沃亚	6.827	6.896
安哥拉	7.586	7.931
何	8.137	8.344

可以有效地阻止过早的收敛。此外，在第四列中，可以在平均适应度历史的图表中观察到下降的行为。

第五列和第六列分别显示了蜂群的多样性和第一维的轨迹图。如图所示。6、由于群体的多样性在迭代的初始步骤中得到了很好的保存，个体的轨迹呈现出突然而大的变化，这表明SAO更有可能探索和发现潜在的潜力和高质量的解决方案。

3.2.2. 与其他最先进的竞争对手算法进行比较

本节分别将SAO与AO、MVO、EO、AVOA、HHO、PSO-sono、阴影、10维和LSHADE-SPACMA进行比较。表3和表4总结了9种算法的仿真结果。根据平均值和标准差，意见如下：

对于单峰问题C2017₁和C2017₃，当问题的维数为10时，SAO算法获得了比所有除阴影和阴影空间外的竞争算法更好的结果。特别是函数C2017₃，SAO可以直接发现全局最优解，而AO、MVO、AVOA和HHO则不能。请注意，EO和PSO-sono在C2017₃上也提供了最好的结果₃，但根据标准偏差，它们被SAO超越。在30Dim的情况下，SAO的性能并没有因为维度的增加而严重恶化。

对于简单的多模态问题C2017₄-C2017₁₀，在10Dim的情况下，SAO在7、7、6、7、7、4、1和1个问题上分别优于AO、MVO、EO、EO、AVOA、HHO、PSOsono、shane和LSHADE-SPACMA。在30Dim的情况下，SAO在7、6、6、7、7、7、5、0和0个问题上分别超过AO、MVO、EO、AVOA、HHO、PSO-sono、shane和LSHADE-SPACMA。

对于混合动力问题，C2017₁₁-C2017₂₀，在10 Dim、AO、MVO、EO、AVOA、HHO、PSO-sono、阴影和阴影空间问题中，在9、7、5、8、8、8、3、0个问题和0个问题上分别被SAO超越。此外，在30Dim的情况下，SAO在10、8、7、7、10、5、0和0个问题上分别优于AO、MVO、EO、EO、AVOA、HHO、PSO-sono、shane和LSHADE-SPACMA。

对于成分问题，C2017₂₁-C2017₃₀，在10Dim的情况下，SAO在9、10、8、9、9、6、4和4个问题上分别优于AO、MVO、EO、EO、AVOA、HHO、PSO-sono、SHADE和LSHADE-SPACMA。此外，SAO在3个问题上可以取得最好的结果，而AO、MVO、EO、AVOA、HHO、PSO-sono、shande和LSHADE-SPACMA分别在0、0、0、1、0、1、1、1和4个问题上取得最好的结果。当问题的维度上升到30时，SAO分别在10、10、5、10、10、10、8、2、2和2个问题上超过了AO、MVO、EO、AVOA、HHO、PSO-sono、shande和LSHADE-SPACMA。

Wilcoxon检验 (Derrac等。在10维和30维的CEC2017测试套件的基础上，对这9种算法进行了测试。根据表5和表6中的测试结果，在大多数情况下，获得的p值小于5%。这表明，已开发的SAO在统计上优于除阴影和LSHADE-SPACMA之外的其他竞争对手。此外，弗里德曼的检验 (Derrac等人。用用来验证SAO的强度。作为总和从表7中可以看出，SAO在这9种算法中排名第三，其次是PSO-sono、EO、MVO、AVOA、AO和HHO。

图7描述了AO、MVO、EO、AVOA、HHO、PSO-sono、SHADE、LSHADE-SPACMA和SAO在C2017等6个典型基准问题上获得的收敛图₃，C2017₆，C2017₂₁，C2017₂₂、C2017₂₆和C2017₂₈在CEC2017测试套件与10个昏暗。请注意，SHADE和LSHADE-SPACMA是处理无约束基准测试的两种最杰出的算法。同时，PSO-sono是一个具有代表性的、针对单目标优化问题的最先进的PSO变体。如图所示。7、SAO算法在处理一些复杂的基准测试时，即使被阴影和LSHADE-SPACMA所超越，也具有较高的收敛速度和精度。此外，与AO、MVO、EO和AVOA等其他竞争对手相比，SAO具有更优越的加速性能。这个

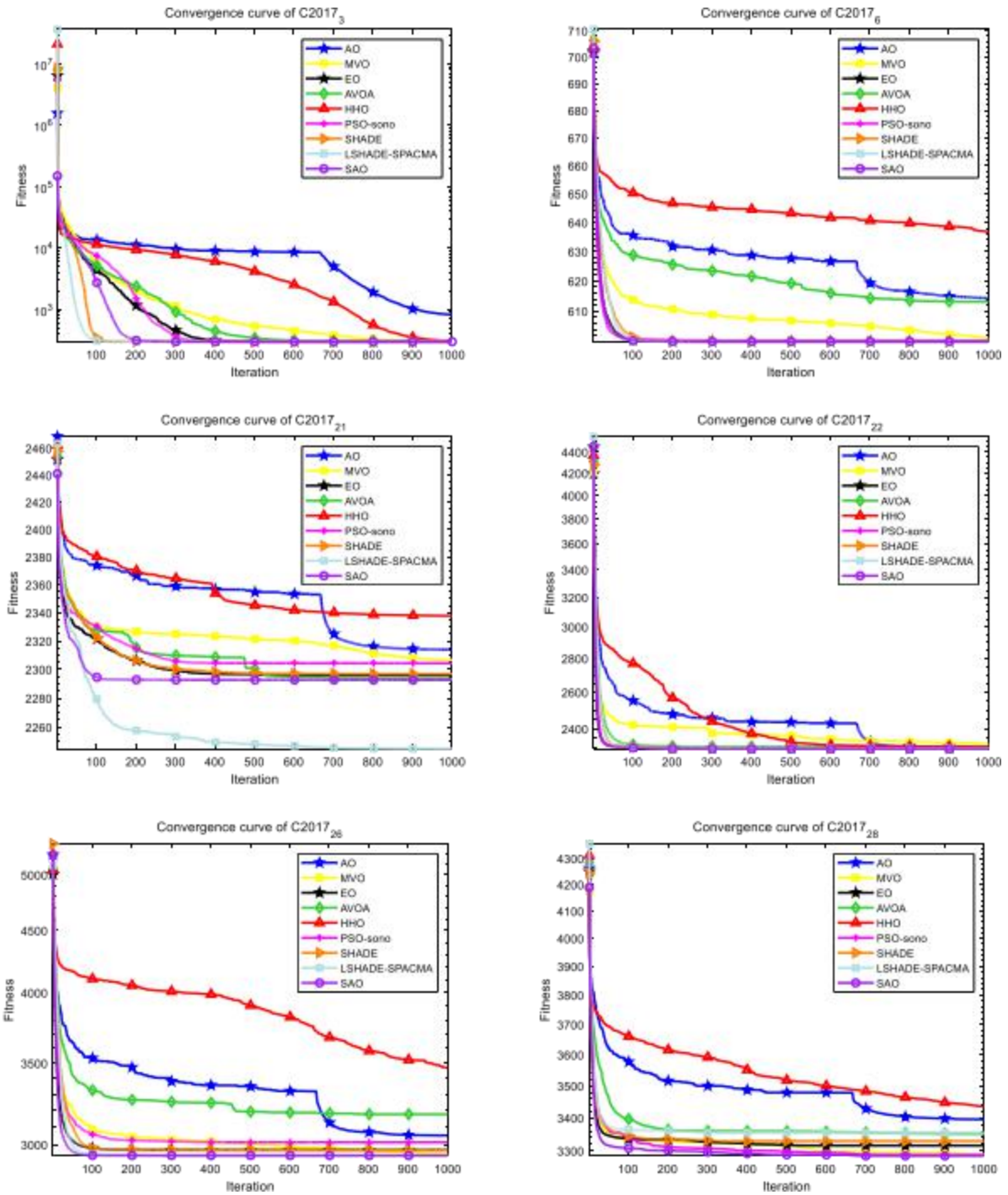


图7. 由9种算法对6 CEC2017基准问题的10Dim得到的收敛图。

在C2017上用9种方法得到的收敛图3, C2017₆, C2017₂₁, C2017₂₂, C2017₂₆和C2017₂₈如图所示。8. 当问题的维度上升到30时, 如图所示。8、SAO相对于其他竞争对手算法的优势并没有减弱。相反, 随着收敛图中差距的增大, 所开发的技术的优势变得明显。

3.3. 对SAO的勘探开发进行分析

在这一部分中, 通过CEC2017年10度的无约束基准分析了SAO的勘探和开发行为。上述实验研究了SAO通过的性能

一些指标, 如标准差和平均值。然而, 其出色表现背后的原因并没有被揭示出来。因此, 本小节解释了SAO算法如何以及为什么能够在许多基准测试实例上比其他竞争对手产生更好的性能。在侯赛因等人。(2018), 侯赛因等。提出了一种衡量和分析元启发式算法的开发和探索能力的方法。这种方法建立在侯赛因等人提出的维度多样性的数学表示基础上。(2018)。相应的公式如下:

$$\text{迪瓦斯} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N = \text{中位数}(z_j) - z_i^j, \quad (13)$$

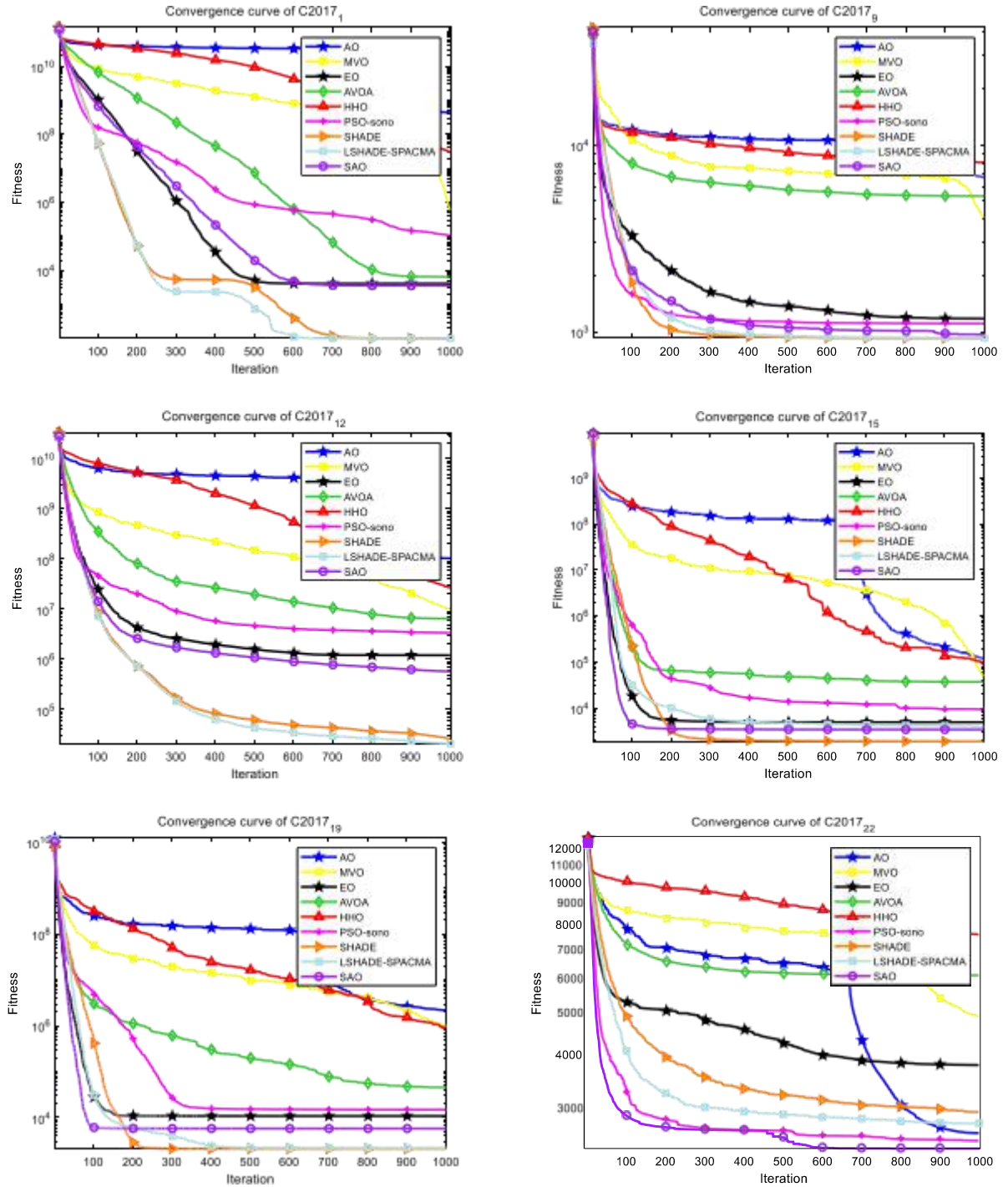


图8. 由9种算法对6 CEC2017基准问题得到的收敛图。

$$Divs = \frac{1}{Dim} \sum_{j=1}^{Dim} Divs_j, \quad (14)$$

其中，中位数 (z_j) 表示第 j 个维度的中位数。然后计算勘探率和开发率的公式如下：

$$Epl\% = \frac{Divs}{Divs_{max}} \times 100, \quad (15)$$

$$Ept\% = \frac{|Divs - Divs_{max}|}{Divs_{max}} \times 100, \quad (16)$$

其中， Div_{max} 表示最大的多样性。Epl%和Ept%参考

分别为勘探率和开发率。图9描述了SAO在6 CEC2017基准与10度的模拟结果。如图所示。9、提高的SAO在处理单峰问题时保持了较高的开发率，这正好说明了SAO在C2017等单峰问题上发现全球最优的能力极好的原因3。另一方面，当应用SAO算法处理组合问题和混合问题等具有挑战性的基准时，也可以达到适当的勘探百分比水平，这就是为什么SAO可以保持蜂群的多样性，有效地防止过早收敛。向

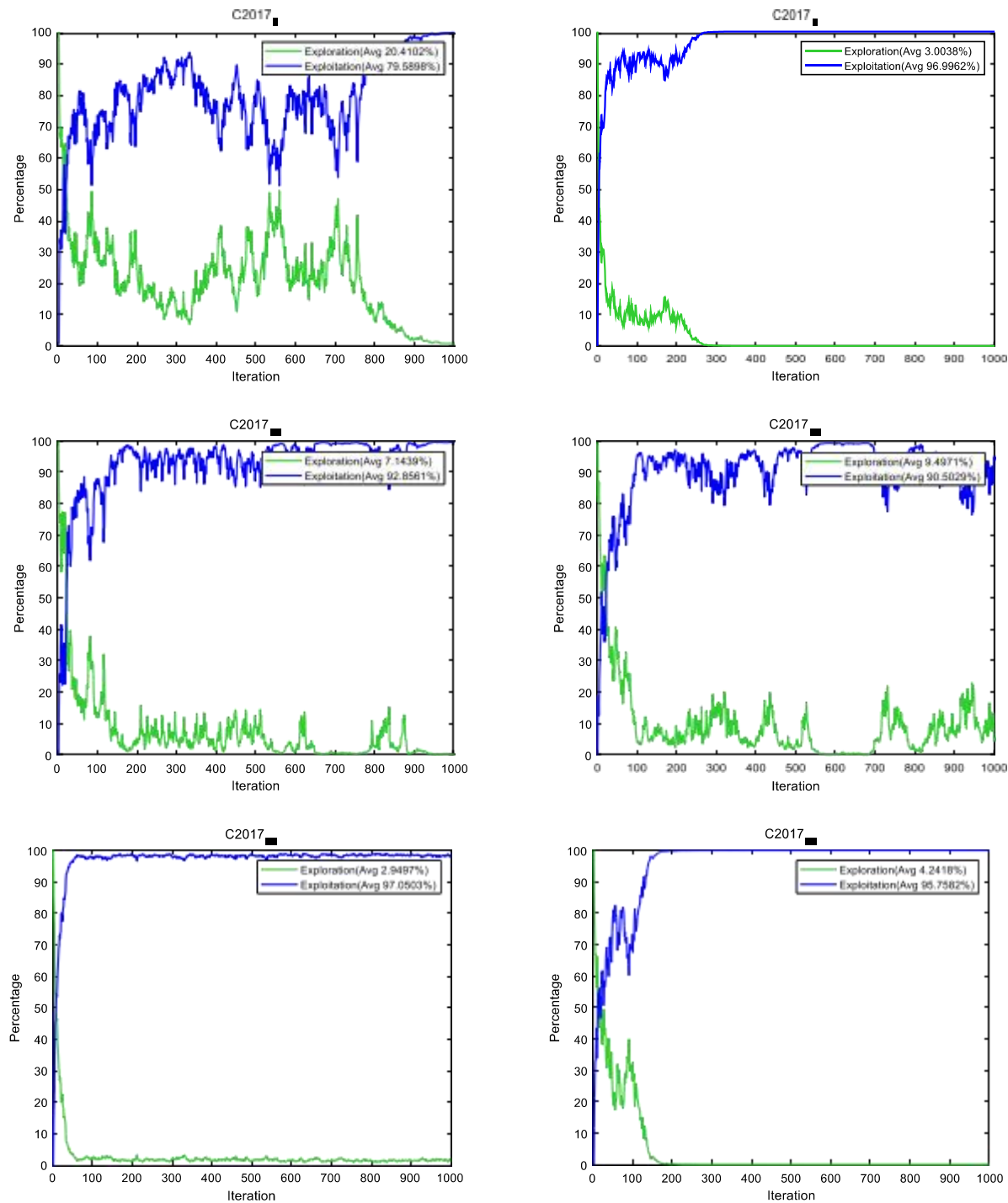


图9. SAO对6 CEC2017无约束基准测试的开发百分比和勘探百分比的图表。

综上所述，SAO算法在一定程度上实现了勘探与开发之间的权衡。

3. 4. CEC2020真实世界约束优化问题的实验

与上述的CEC2017无约束基准不同，在本小节中，采用了22个CEC2020真实世界约束优化问题来验证所提出的SAO的强度。这些复杂的非凸问题被分为两类：过程综合和设计问题和机械工程问题，它们受到相等式和不等式的约束

强制表8提供了这些具有挑战性的问题的简要描述，它们的数学表达式可以在Kumar等人的文章中找到。(2020). 此外，还采用了惩罚函数方法作为约束处理方法。在实验中，每个算法独立执行20次，共使用1000次迭代作为终止标准，采用30个个体。

表9报告了9种算法在22个实际工程应用上获得的实验结果。本文提出的一些观察结果如下：

对于过程合成和设计问题R1-R7，SAO优于其他8种竞争算法。更具体地说，圣

表8

22个真实世界的工程问题。Dim表示问题的维度， N_1 和 N_2 分别表示不等式约束和相等式约束的数量。 f^* 表示最著名的可行的目标适应度值。

类别	不	名称	N_1	N_2	昏暗的	f^*
工艺综合和设计问题	R1	过程合成问题1	2	0	2	2.0000000000E+00
	R2	工艺流程图问题	3	0	3	1.0765430833E+00
	R3	过程合成问题2	9	0	7	2.9248305537E+00
	R4	多产品批工厂	10	0	10	5.3638942722E+00
	R5	工艺综合与设计问题双反应器问题	1	1	3	2.5576545740E+04
	R6	工艺设计问题	4	4	7	9.9238463653E+01
	R7		3	0	5	2.6887000000E+04
机械工程问题	R8	减速机设计	11	0	7	2.9944244658E+03
	R9	压缩/张力弹簧设计（外壳1）焊接梁设计	3	0	3	1.2665232788E-02
	R10	多盘式离合器制动器设计	5	0	4	1.6702177263E+00
	R11	步进锥轮问题	7	0	5	2.3524245790E-01
	R12	四级齿轮箱问题	8	3	5	1.6069868725E+01
	R13	滚动元件轴承	86	0	22	3.5359231973E+01
	R14	压缩/拉力弹簧设计（案例2）西门子公司的工作	9	0	10	1.4614135715E+04
	R15	能	8	0	3	2.6138840583E+00
	R16	工业制冷系统设计：压力容器设计	6	0	5	-3.0665538672E+04
	R17	三杆桁架设计	15	0	14	3.2213000814E-02
	R18	行星齿轮系设计	4	0	4	5.8853327736E+03
	R19	输气压缩机设计	3	0	2	2.6389584338E+02
	R20	齿轮传动系统设计	10	1	9	5.2576870748E-01
	R21		1	0	4	0.0000000000E+00
	R22		1	1	4	

在4个问题上提供最佳结果，而A0、MVO、EO、AVOA、HHO、PSO-sono、shande、LSHADE-SPACMA分别在0、0、2、0、0、3、2、3和5个问题上获得最佳结果。因此，SAO在解决这些工艺合成和设计问题方面具有极好的潜力。

对于机械工程问题R8-R22，SAO在5、5、5、4、4、4、5、5个方面分别优于A0、MVO、EO、AVOA、HHO、PSO-sono、shane、LSHADE-SPACMA。特别是对于齿轮组的设计，SAO算法最终可以发现全局最优，并达到最佳的标准差。因此，SAO善于处理这些机械工程问题。

此外，在22个真实工程问题的基础上，对9种算法进行了测试。表10中报告的测试结果显示，SAO的排名最好，其次是EO、SHADE、LSHADE-SPACMA、AVOA、HHO、MVO、PSO-sono和A0。

3.5. 在光伏系统参数提取中的应用

在这一部分，使用一个更重要和有意义的现实工程应用来评估SAO比其他著名的竞争对手的优势。在新能源领域，光伏（PV）系统是可以利用太阳能并直接将其转化为电能的大工具。因此，通过根据测量的电流-电压数据提取其参数，设计一个高效、准确的光伏系统模型是一项重要的任务。利用SAO和其他8种算法提取PV系统的核心参数。采用三个经典的二极管模型，如单二极管模型（SDM）、双二极管模型（DDM）和光伏模块模型（PVMM）。这三种模型的等效电路图如图所示。10。

在SDM中需要提取5个核心参数：光电流源（ I_{ph} ）、反向饱和电流（ I_{sd} ）、串联电阻（ R_s ）、分流电阻（ R_{sh} ）和二极管的理想因子（ n ），如图所示。10(a)。这些参数所满足的数学方程总结如下：

$$(17)$$

$$(18)$$

$$(19)$$

我在哪里 I_L 表示由等式计算出的二极管的电流(18)， I_L 指示输出电流， V_L 表示输出电压， T 表示开尔文数中的电池温度， q 表示电子电荷(1.60217646 $\times 10^{-19}$)， k 表示玻尔兹曼常数(1.3806503 $\times 10^{-23}$ J/k)。然后在SDM中， I 的计算公式 I_L 在等式中显示(20)。

$$I_L = I_{ph} - I_{sd} \exp\left(\frac{I_L \cdot R_s + V_L}{R_{sh} \cdot T \cdot n \cdot k}\right) - 1, \quad (20)$$

与SDM不同，DDM是通过考虑耗尽区重组损失的影响而提高的。图10.(b)描述了等效的电路图。然后是计算 I 的公式 I_L 在DDM中，用等式表示(21)。

$$I_L = I_{ph} - I_{sd1} - I_{sd2} = I_{ph} - \frac{I_L \cdot R_s + V_L}{R_{sh}} - I_{sd1} \cdot \left[\exp\left(\frac{I_L \cdot R_s + V_L}{T \cdot n_1 \cdot k}\right) - 1\right] - I_{sd2} \cdot \left[\exp\left(\frac{I_L \cdot R_s + V_L}{T \cdot n_2 \cdot k}\right) - 1\right], \quad (21)$$

我在哪里 I_{sd} 表示扩散电流，和 I_{sd2} 表示饱和电流。 n_1 和 n_2 参考二极管的理想因子。在DDM中，有7个核心参数（ I_{ph} ， I_{sd1} ， R_s ， R_{sh} ， n_1 ， I_{sd2} ， n_2 ）应该被提取出来。

如图所示。10(c)，几个相同的PV电池并联或串联组成了基于单二极管的PVMM。 I 的数学表达式 I_L 在PVMM中，用等式给出(22)。

$$I_L = I_{ph} \cdot N_p - I_{sd} \cdot \frac{(I_L \cdot N_s \cdot R_s / N_p + V_L) \cdot q}{T \cdot n \cdot k \cdot N_s} \cdot N_p \cdot \exp\left[\left(\frac{I_L \cdot R_s \cdot N_s / N_p + V_L}{N_s \cdot R_{sh} / N_p}\right) - 1\right], \quad (22)$$

其中 N_p 和 N_s 分别为并联和串联连接的单元数。在该模型中，需要提取5个重要参数（ I_{ph} 、 I_{sd} 、 R_s 、 R_{sh} 、 n ）。三种PV模型中不同参数的边界见表11。

在这个问题中，主要目标是实现实验数据与测量数据之间的误差最小化。均方根误差（RMSE）是一个复杂的非线性优化问题，通常作为适应度函数，其数学定义在等式中给出(23)。

$$RMSE(X) = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N f_i(X, I_L, V_L)}, \quad (23)$$

$$I_L = I_{ph} - I_{sh} - I_d,$$

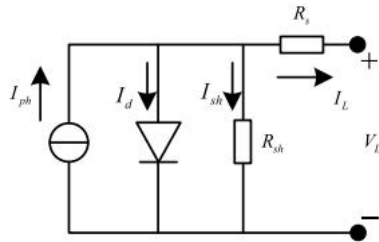
$$I_d = I_{sd} \cdot \left[\exp\left(\frac{I_L \cdot R_s + V_L}{T \cdot n \cdot k}\right) - 1\right],$$

$$I_{sh} = \frac{I_L \cdot R_s + V_L}{R_{sh}},$$

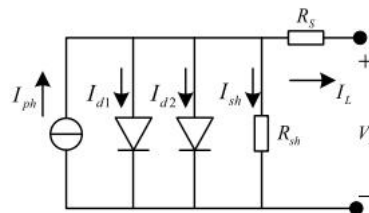
表9

问题R1-R22的实验结果。

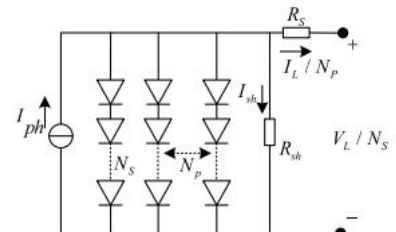
问题	指标	安哥拉	皇家维多利亚勋章获得者	eo	阿沃亚	何	PSO-超声波	遮荫	LSHADE-SPACMA	史密森天体物理观测台
R1	平均	.002E+00	.002E+00	.002E+00	.002E+00	.002E+00	.002E+00	.002E+00	.002E+00	.002E+00
	sd	.451E-04	.125E-06	.604E-07	.143E-07	.604E-07	.372E-16	.143E-07	.114E-07	.114E-07
R2	平均	.251E+00	.271E+00	.101E+00	.121E+00	.121E+00	.241E+00	.181E+00	.221E+00	1.09E+00
	sd	.509E-02	.699E-02	.718E-02	.897E-02	.879E-02	.793E-02	.818E-02	.818E-02	.502E-02
R3	平均	.952E+00	.503E+00	.493E+00	.363E+00	.962E+00	.994E+00	.363E+00	.183E+00	.932E+00
	sd	.682E-02	.905E-01	.009E-01	.707E-01	.822E-02	.261E+00	.119E-01	.914E-01	.742E-02
R4	平均	.247E+04	.435E+04	.465E+04	.475E+04	.376E+04	.495E+04	.475E+04	.435E+04	.435E+04
	sd	.196E+03	.322E+03	.482E+03	.512E+03	.166E+03	.183E+03	.883E+03	1.10E+03	.682E+03
R5	平均	2.566	2.557	2.557	2.557	2.563	2.557	2.557	2.557	2.557
	sd	.136E-03	.495E-06	.000E+00	.671E-16	.477E-03	.000E+00	.000E+00	.000E+00	.000E+00
R6	平均	.002E+02	.541E+02	.141E+02	.441E+02	.961E+02	.671E+02	.221E+02	.461E+02	1.01E+02
	sd	.883E+01	.953E+01	.802E+01	.219E+01	.613E+01	.673E+01	.104E+01	.484E+01	.752E+01
R7	平均	.692E+04	.692E+04	.692E+04	2.69E+04	.692E+04	.692E+04	.692E+04	.692E+04	.692E+04
	sd	.361E+01	.712E+00	3E-12.88	.017E-12	.572E-02	.883E-12	3E-12.88	.883E-12	.883E-12
R8	平均	.603E+03	.043E+03	.003E+03	.003E+03	.493E+03	.013E+03	.003E+03	.003E+03	.003E+03
	sd	.115E+02	.741E+01	.584E+00	.985E+00	.707E+02	.635E+01	.843E-13	.542E-13	.433E-13
R9	平均	.271E-02	.461E-02	.421E-02	.791E-02	.271E-02	.122E-02	1.27E-02	.271E-02	.271E-02
	sd	.609E-04	.737E-03	.541E-06	.281E-05	.915E-04	.184E-04	2E-18.17	.452E-18	.131E-09
R10	平均	.951E+00	.691E+00	.681E+00	.721E+00	.881E+00	.681E+00	1.68E+00	1.68E+00	.721E+00
	sd	.571E-01	.611E-02	.442E-04	.843E-02	.361E-01	.682E-04	2E-16.22	.222E-16	.549E-02
R11	平均	.362E-01	.362E-01	.362E-01	.362E-01	.362E-01	.362E-01	.362E-01	.362E-01	.362E-01
	sd	.175E-04	.515E-05	.962E-17	1.81E-17	.962E-17	.962E-17	.962E-17	.962E-17	.962E-17
R12	平均	.681E+01	.621E+01	.651E+01	.671E+01	.671E+01	.691E+01	1.61E+01	1.61E+01	.691E+01
	sd	.143E-01	.211E-01	.542E-01	.961E-01	.003E-01	.219E-01	2E-15.69	.692E-15	.461E-01
R13	平均	.186E+01	.516E+01	.853E+01	.835E+01	.904E+01	.184E+01	.104E+01	.694E+01	.034E+01
	sd	.155E+00	.648E+00	1.14E+00	.061E+02	.568E+00	.935E+00	.941E+00	.442E+00	.158E+00
R14	平均	.481E+04	.471E+04	.471E+04	.471E+04	.471E+04	.491E+04	.471E+04	.471E+04	1.47E+04
	sd	.085E+01	.331E+01	.282E-10	.472E-08	.241E+01	.658E+00	.811E-09	.172E-10	.572E-12
R15	平均	.922E+00	.634E+00	.672E+00	.752E+00	.952E+00	.653E+00	.792E+00	.813E+00	.622E+00
	sd	.218E-01	.633E+00	.313E-01	.963E-02	.212E-01	.141E+00	.313E-01	.897E-01	.702E-02
R16	平均	-3.06E+04	-3.06E+04	-3.07E+04	-3.06E+04	-3.05E+04	-2.98E+04	-3.05E+04	-3.07E+04	-3.07E+04
	sd	1E+02.29	2E+02.24	3E-12.88	1E+02.99	2E+02.44	3E+02.19	1E-03.61	.691E-05	1.94E-12
R17	平均	.971E+00	.291E+00	.413E-02	.453E-02	.764E-02	.219E-01	.059E-01	.191E+00	.303E-02
	sd	.551E+00	.191E+00	.043E-03	.256E-04	.997E-03	.281E+00	.201E+00	.241E+00	1.12E-04
R18	平均	.446E+03	.266E+03	.176E+03	.536E+03	.256E+03	.417E+03	.905E+03	.076E+03	.995E+03
	sd	.885E+02	.435E+02	.365E-02	.061E+02	.776E+02	.497E+02	1.07E+02	.642E+02	.002E+02
R19	平均	.652E+02	.642E+02	.642E+02	.642E+02	.652E+02	.642E+02	.642E+02	.642E+02	.642E+02
	sd	.462E-01	.918E-04	.771E-05	.461E-02	.491E-01	.891E-03	0E+00.00	.000E+00	.719E-02
R20	平均	.221E+01	.141E+00	.395E-01	.946E-01	.985E-01	.958E-01	.866E-01	.531E+00	.845E-01
	sd	.143E+01	.655E-01	1.13E-02	.971E-01	.371E-01	.752E-01	.192E-01	.842E-01	.179E-02
R21	平均	.043E+06	.013E+06	.972E+06	.972E+06	.023E+06	.992E+06	.972E+06	.972E+06	.972E+06
	sd	.524E+04	.864E+04	.451E-04	.681E+03	.781E+04	.073E+03	5E-10.56	.565E-10	.152E+03
R22	平均	.726E-11	.324E-13	.532E-18	.000E+00	.000E+00	.000E+00	.164E-17	.311E-17	.000E+00
	sd	.381E-10	.858E-13	.177E-18	0E+00.00	0E+00.00	.000E+00	.151E-16	.703E-17	.000E+00



(a) Single diode model (SDM)



(b) Double diode model (DDM)



(c) PV module model (PVMM)

图10. 光伏电池的等效电路图。

表10

9种方法在22 CEC2020现实世界中的排名
基于弗里德曼测试的工程问题。

方法	社会地位
史密森天体物理观测台	2. 925
eo	3. 375
遮荫	4. 025
LSHADE-SPACMA	4. 300
阿沃亚	4. 750
何	5. 725
皇家维多利亚勋章获得者	6. 150
PSO-超声波	6. 375
安哥拉	7. 375

表11

三种PV模型中不同参数的边界。

参数	SDM/DDM		聚乙烯橡胶	
	磅	后鳃	磅	后鳃
$I_{ph}(A)$	0	1	0	2
$I_{sd1}, I_{sd2}, I_{sd}(A) \#$	0	1	0	50
$n1, n2, n$	1	2	1	50
$R_{sh}(\Omega)$	0	100	0	2000
$R_s(\Omega)$	0	0. 5	0	2

其中，N为测量数据数，X为包含未知核心参数的解向量。然后将各模型的目标函数表示为如下所述：

Subar SDM:

$$\begin{cases} f_i(X, I_L, V_L) = I_{ph} - I_{sd} \cdot [\exp(\frac{(I_L \cdot R_s + V_L) \cdot q}{T \cdot n \cdot k}) - 1] - \frac{I_L \cdot R_s + V_L}{R_{sh}} - I_L \\ X = \{I_{ph}, I_{sd}, R_s, R_{sh}, n\} \end{cases} \quad (24)$$

• 对于DDM:

$$\begin{cases} f_i(X, I_L, V_L) = I_{ph} - I_{sd1} \cdot [\exp(\frac{(I_L \cdot R_s + V_L) \cdot q}{T \cdot n_1 \cdot k}) - 1] \\ - I_{sd2} \cdot [\exp(\frac{(I_L \cdot R_s + V_L) \cdot q}{T \cdot n_2 \cdot k}) - 1] \\ - \frac{I_L \cdot R_s + V_L}{R_{sh}} - I_L \\ X = \{I_{ph}, I_{sd1}, R_s, R_{sh}, n_1, I_{sd2}, n_2\} \end{cases}, \quad (25)$$

• 对于PVMM:

$$\begin{cases} f_i(X, I_L, V_L) = N_p \cdot I_{ph} - N_p \cdot I_{sd} \cdot \exp[(\frac{(I_L \cdot N_s \cdot R_s / N_p + V_L) \cdot q}{T \cdot n \cdot k \cdot N_s}) - 1] \\ - \frac{I_L \cdot R_s \cdot N_s / N_p + V_L}{N_s \cdot R_{sh} / N_p} - I_L \\ X = \{I_{ph}, I_{sd}, R_s, R_{sh}, n\} \end{cases} \quad (26)$$

在本实验中，基准测量的电流-电压数据来自埃斯瓦拉汉森等人。（1986年），其中有一个商业RTC法国硅太阳能电池，直径57毫米（低于1000 W/m²在33° C）。该基准数据集被广泛用于测试……的有效性

表12

在SDM上通过20次独立运行的9种方法获得的最佳结果。

方法	最优变量					中误差
	$I_{ph}(A)$	$I_{sd}(A)$	$R_{\mu_s}(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	n	
安哥拉	0. 724216 1. 56212	0. 607958		0. 0516663	27. 0936	. 90415E-02
皇家维多利亚勋章获得者	0. 76252 1. 4995	0. 385612		0. 0352405	42. 749	1. 5286E-03
eo	0. 760639 1. 51259	0. 43864		0. 0351438	65. 9151	1. 1551E-03
阿沃亚	0. 760621 1. 50653	0. 413816		0. 0353887	62. 3453	1. 0946E-03
何	0. 76005 1. 45171	0. 239914		0. 0372831	54. 3757	1. 4178E-03
PSO-超声波	0. 760776 1. 48119	0. 323021		0. 0363771	53. 7185	. 86029E-04
遮荫	0. 760776 1. 48119	0. 323021		0. 0363771	53. 7185	. 86029E-04
LSHADE-SPACMA	0. 760776 1. 48119	0. 323021		0. 0363771	53. 7185	. 86029E-04
史密森天体物理观测台	0. 760816 1. 4722	0. 295288		0. 036731	51. 3886	1. 0007E-03

参数提取算法(Kharchouf等。，2022年；Ridha等人。，2022年；余于等人。，2017)。同时，采用1000次迭代作为终止标准，采用30个个体。表12-14分别报告了9种基于在SDM、DDM和PVMM上进行的20次独立执行的算法所获得的最佳结果。本文提出的一些观察结果如下：

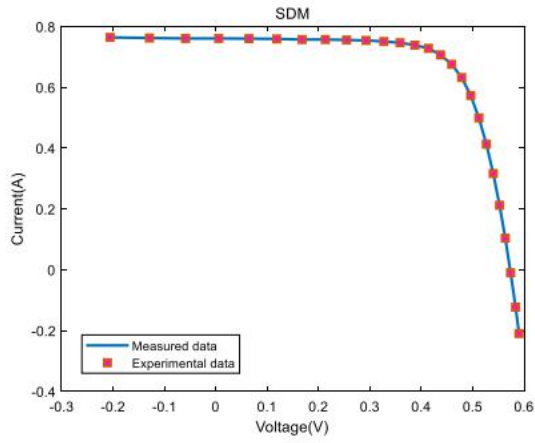
对于SDM，AO、MVO、EO、AVOA、HHO、PSO-sono、shande、LSHADE-SPACMA和SAO的最佳结果分别为5. 9041E-03、1. 1. 1551E-03、1. 0946E-03、1. 4178E-03、1. 9. 8602E-04、9. 8602E-04、9. 8602E-04和1. 0007E-03。与除PSO-sono之外的其他竞争对手相比，阴影，和LSHADE-SPACMA，Sao算法可以得到最好的RMSE。对于DDM，AO、MVO、EO、AVOA、HHO、PSO-sono、snade、LSHADE-SPACMA和SAO获得的20次独立运行的最优RMSE为6. 0578E-02、1. 1095E-03、9. 8598E-04、1. 1942E-03、1. 2445E-03、9. 8366E-04、9. 8248E-04、9. 8248E-04，和9. 8324E-04。因此，SAO的性能优于AO、MVO、EO、AVOA、HHO和PSO-sono。对于PVMM，AO、MVO、EO、AVOA、HHO、PSO-sono、shane、LSHADE-SPACMA和SAO提供的最佳结果分别为9. 331E-02、2. 4942、E-03、-03、2. 4357E-03、1. 2887E-02、2. 4251E-03、2. 4251E-03、2. 4251E-03和2. 4254E-03。

AO、MVO、EO、AVOA、HHO、PSO-sono、SHADE、LSHADE-SPACMA和SAO在三种PV模型上获得的RMSE的统计结果见表15。我们可以观察到，SAO的性能优于AO、MVO、AVOA和HHO。此外，与PSO-sono、shane和LSHADE-SPACMA相比，SAO可以提供具有竞争力的结果。此外，在三种PV模型的基础上，对9种算法进行了弗里德曼测试。如表16所示，在这9种算法中，SAO获得了很好的排名。具体来说，根据平均性能，SAO的表现优于AO、MVO、EO、AVOA和HHO，略差于PSO-sono、SHADE和LSHADE-SPACMA。

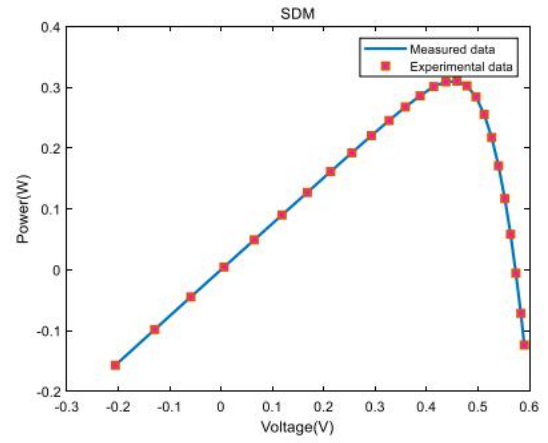
图。11-13分别描述了SAO获得的实验数据与SDM和DDM上的测量数据之间的差异。如图所示。11-13，我们可以观察到，通过SAO算法得到的实验数据可以完美地拟合测量数据。

4. 结论

本文受雪的升华和融化行为的启发，提出了一种新的元启发式技术，即雪消融优化器（SAO），目的是平衡开发和勘探，防止过早收敛。在SAO算法的探索阶段，搜索代理倾向于发现更多有潜力和有前途的区域，而在开发阶段，他们则转向围绕当前的最佳解决方案开发高质量的解决方案。通过29个CEC2017年无约束的基准测试和20个CEC2020年真实世界受约束的优化问题，验证了SAO算法的强度。此外，还采用了所开发的技术

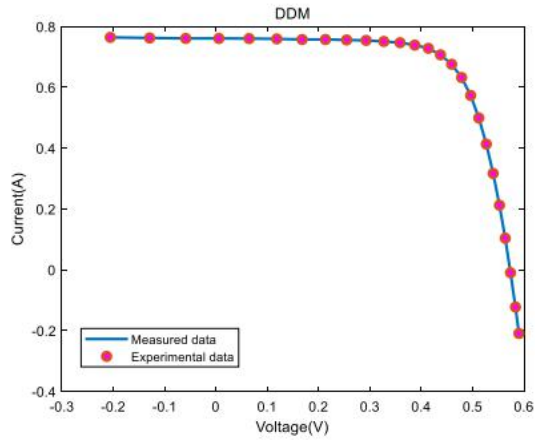


(a) $V - I$ characteristic

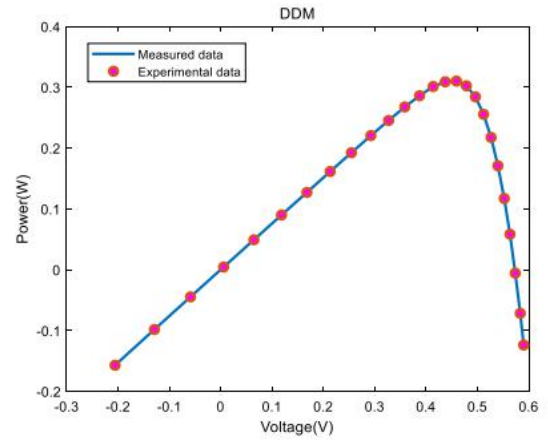


(b) $V - P$ characteristic

图11. 测量数据与SAO对SDM获得的实验数据的比较。

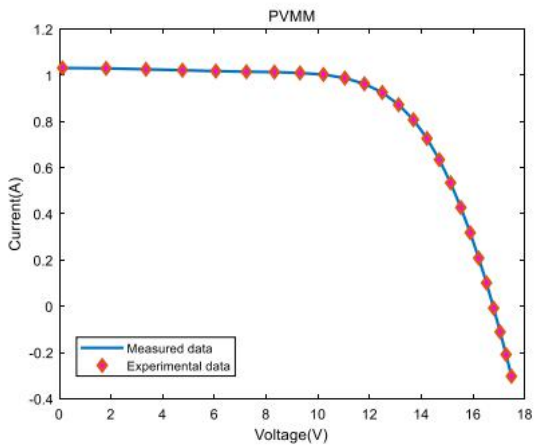


(a) $V - I$ characteristic

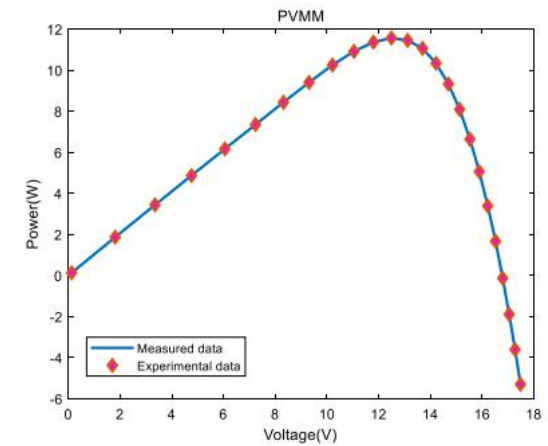


(b) $V - P$ characteristic

图12. 测量数据与SAO对DDM获得的实验数据的比较。



(a) $V - I$ characteristic



(b) $V - P$ characteristic

图13. 测量数据与SAO对PVMM获得的实验数据的比较。

表13
在DDM上通过20次独立运行的9种方法获得的最佳结果。

方法	最优变量					中误差
	$I_{ph}(A)$	$I_{sd} \quad I(uA) \quad R_S(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	$n \quad I_{sd2}(uA) \quad m2$		
安哥拉	0. 80648 0. 161456	0. 680011 1. 43113	0. 0574887	18. 6472	1. 90551	. 05786E-02
皇家维多利亚勋章获得者	. 760220 0. 352137	0. 234578 2	0. 0373124	55. 5148	1. 45193	1. 1095E-03
eo	0. 760813 186609	0. 999599 1. 43472	0. 0370484	55. 0058	1. 99253	9. 8598E-04
阿沃亚	0. 760141 0. 258884	0. 703766 1. 45913	0. 0373927	58. 1967	1. 90393	1. 1942E-03
何	0. 760195 0. 0393049	0. 434397 1. 44289	0. 0351994	76. 6725	1. 53251	1. 2445E-03
PSO-超声波	0. 760778 0. 25589	0. 542787 1. 46171	0. 0365657	55. 6795	1. 99993	. 83669E-04
遮荫	0. 760781 0. 225974	0. 74934 1. 45102	0. 0367404	55. 4854	2	. 82489E-04
LSHADE-SPACMA	0. 760781 0. 225974	0. 74934 1. 45102	0. 0367404	55. 4854	2	. 82489E-04
史密森天体物理观测台	0. 760774 0. 236754	0. 606521 1. 45536	0. 0366366	55. 6498	1. 96842	. 83249E-04

表14
在PVMM上通过20次独立运行的9种方法获得的最佳结果。

方法	最优变量				中误差
	$I_{ph}(A)$	$I_{sd}(uA) \quad R_S(\Omega)$	$R_{sh}(\Omega)$	$n \quad m2$	
安哥拉	1. 1271983 44. 973713	1. 2666945	1. 4741654	1281. 5935	9. 331E-02
皇家维多利亚勋章获得者	1. 0295786 49. 376275	4. 2065418	1. 1817839	1207. 1767	. 49422E-03
eo	1. 030247 48. 734337	3. 5670769	1. 1992199	1028. 4195	2. 4266E-03
阿沃亚	1. 030276 986. 773	3. 298946 48. 43451	1. 208045		. 43572E-03
何	1. 022035 38. 71288	0. 1386828	1. 545559	996. 4929	1. 2887E-02
PSO-超声波	1. 030514 981. 9822	3. 482263 48. 6429	1. 201271		2. 4251E-03
遮荫	1. 030514 981. 9822	3. 482263 48. 6429	1. 201271		2. 4251E-03
LSHADE-SPACMA	1. 030514 981. 9822	3. 482263 48. 6429	1. 201271		2. 4251E-03
史密森天体物理观测台	1. 030593 967. 1524	3. 433816 48. 58935	1. 202717		. 42542E-03

表15
用9种方法在3种PV模型上获得的RMSE的统计结果。

模型	方法	中误差			
		最小	最高的	平均	sd
SDM	安哥拉	. 90415E-02	. 66822E-01	1. 7922E-01	. 59746E-02
	皇家维多利亚勋章获得者	1. 5286E-03	. 0841E-02	. 57175E-03	3E-03
	eo	1. 1551E-03	. 81513E-02	. 0741E-02	1E-02
	阿沃亚	1. 0946E-03	. 56223E-03	. 28952E-03	8E-04
	何	1. 4178E-03	. 94973E-02	1. 1198E-02	1E-02
	PSO-超声波	. 86029E-04	. 89059E-04	. 86449E-04	1E-06
	遮荫	. 86029E-04	. 86029E-04	. 86029E-04	2E-17. 7212
	LSHADE-SPACMA	. 86029E-04	. 86029E-04	. 86029E-04	. 6922. 6407
	史密森天体物理观测台	1. 0007E-03	. 18162E-03	1. 6459E-03	. 2578. 0563
德姆	安哥拉	. 05786E-02	. 62673E-01	. 13312E-01	. 15447E-02
	皇家维多利亚勋章获得者	1. 1095E-03	. 87328E-03	. 88863E-03	1E-03
	eo	. 85989E-04	. 33923E-02	. 15244E-03	8E-03
	阿沃亚	1. 1942E-03	. 1544E-03	. 47642E-03	7E-04
	何	1. 2445E-03	. 5746E-02	. 1341E-02	1E-02
	PSO-超声波	. 83669E-04	. 30882E-03	1. 3915E-03	4E-04
	遮荫	. 82489E-04	. 57811E-03	. 03051E-03	1E-04
	LSHADE-SPACMA	. 82489E-04	1. 7509E-03	1. 0311E-03	1E-04
	史密森天体物理观测台	. 83249E-04	. 62792E-03	1. 9411E-03	4E-04. 9281
					. 7194. 6928.
					2549. 9853.
					4488. 5685.
					3455

聚乙烯橡胶	安哥拉	.3319E-02	1.4221E+00	.13375E-01	.0579.4307.
	皇家维多利亚勋章获得者	.49422E-03	.74292E-01	.48232E-02	509.0468.10
	eo	.42662E-03	.74252E-01	1.9244E-02	43.1244.588
	阿沃亚	.43572E-03	.74312E-01	.41815E-02	63E-01
	何	1.2887E-02	.38024E-01	1.2805E-01	7E-02
	PSO-超声波	.42512E-03	.88363E-03	.4782E-03	6E-02
	遮荫	.42512E-03	.60812E-03	.42872E-03	1E-01
	LSHADE-SPACMA	2.4251E-03	2.4294E-03	.42522E-03	1E-01
	史密森天体物理观测台	.42542E-03	.99722E-02	.93983E-03	2E-04
					2E-05
					7.6454E-07
					5E-03.2021

提取光伏系统的核心参数。超过20次独立运行的仿真结果表明，SAO算法比AO、MVO、EO、AVOA、HHO等其他竞争对手具有更好的性能。重要的是，与PSO-sono等最先进的算法相比，SAO可以提供具有竞争力的结果，

阴影，和LSHADE-SPACMA。由于其结构简单和在基准问题上的优异性能，它可以应用于应对其他科学领域更具挑战性的问题。因此，我们将研究SAO在机器人路径规划和图像分割中的应用。

表16

基于三种PV模型的9种方法的排序
在弗里德曼的测试。

方法	社会地位
LSHADE-SPACMA	1. 500
遮荫	1. 500
PSO-超声波	3. 000
史密森天体物理观测台	4 000
阿沃亚	5. 667
皇家维多利亚勋章获得者	6. 000
eo	6 333
何	8. 000
安哥拉	9. 000

信誉良好的作者贡献声明

邓凌云：概念化、软件、写作-初稿、可视化。刘三阳：资金获取、概念化、验证、写作、审查和编辑。

相互竞争的利益的声明

作者声明，他们没有已知的相互竞争的经济利益或个人关系，这可能会影响本文报告的工作。

数据可用性

本文中描述的研究没有使用任何数据。

确认信息

国家自然科学基金资助项目。12271419)。

参考文献

Aaha, B., Sm, C., Hf, D., Ia, D., Mm, E., & Hc, F. (2019). 哈里斯鹰队优化：算法和应用程序。 *未来一代计算机系统*, 97, 849–872。
阿卜杜勒-巴塞特, 阿卜杜勒-法塔赫, 和桑加亚, A. (2018). 元启发式算法：一个全面的综述。在*计算智能多媒体大数据与工程应用* (pp. 185–231)。
B, B., G., F. S., & Mirjalili, S. (2021). 非洲秃鹫优化算法：一种新的自然启发的元启发式全局优化问题算法。 *计算机与工业工程学出版社*, 第158条, 第107408条。
Abualigah, L., Diabat, A., 米尔贾利利, S., Abd Elaziz, M., &甘多米, A.H. (2021). 算术优化算法。 *应用力学与工程中的计算机方法*, 第376条, 第113609条。
阿布阿利加, 尤素里, D., Abd Elaziz, M., A.A., Al-Qaness, M.A., & Gandomi, A.H. (2021). 一种新的元启发式优化算法。 *计算机与工业工程学出版社*, 第157条, 第107条, 第250条。
阿罗拉先生和辛格先生。(2018). 蝴蝶优化算法：一种新的全局优化方法。 *软计算*。
邓, 刘, S. (2023). 一种针对全局优化和工程设计问题的多策略改进黏模算法。 *《应用力学与工程中的计算机方法》*, 第404条, 第115764条。
德拉克, 加西亚, S., 莫利纳, D., 和埃雷拉, F. (2011). 一个关于使用非参数统计测试作为比较进化和群体智能算法的方法的实际教程。 *蜂群和进化的计算*, 1, 3–18。
伊斯瓦拉汉森, T., 博廷, J., 我, 和布特里特, C. (1986). 用微计算机确定太阳能电池参数的非线性最小化算法。 *国际太阳能杂志*, 4 (1), 1–12。
爱德华兹, C., Scalenghe, R., & Freppaz, M. (2007). 高山地区季节性积雪覆盖的变化及其对土壤过程的影响：一篇综述。 *第四纪国际*, 162–163, 172–181。
法拉玛齐, A., Heidarinejad, M., Mirjalili, S., & Gandomi, A.H. (2020). 海洋捕食者算法：一种受自然启发的元启发式算法。 *带有应用程序的专家系统*, 第152条, 第113. 377条。

法拉玛齐, A., 海达里内贾德, 斯蒂芬斯, B., & Mirjalili, S. (2020). 平衡优化器：一种新的优化算法。 *基于知识的系统*, 第191条, 第105第190条。
汉森, N., 穆勒, S. D., & Koumoutsakos, P. (2003). 利用协方差矩阵自适应 (CMA-ES) 降低了分层进化策略的时间复杂度。 *进化计算*, 11 (1), 1–18。
哈希姆, F. A., 侯赛因, E. H., 马布鲁克, M. S., Al-Atabany, W., & Mirjalili, S. (2019). 亨利气体溶解度优化：一种新的基于物理的算法。 *未来一代计算机系统*, 101, 646–667。
侯赛因, K., 萨勒, 郑, 石, 叶。(2018). 基于基于群的元启发式算法的探索与开发。 *神经计算和应用*, 31, 1–19。
英伯, L. (1993). 模拟退火：实践与理论的对比。 *数学和计算机建模*, 18 (11), 29–57。
肯尼迪, J. 和埃伯哈特, R. (1995). 粒子群优化算法在ICNN ‘95 –神经网络国际会议会议记录, 卷。4 (pp.1942–1948)。
哈楚夫, 赫巴齐, 赫巴齐, 查布恩, A. (2022). 利用改进的微分演化算法提取太阳能光伏模型。 *能源转换与管理*, 第251条, 第114972条。
库马尔, A., 吴, G., 阿里, M. Z., Mallipeddi, R., Suganthan, P.N.和Das, S. (2020). 一套非凸约束优化问题的测试包和一些基线结果。 *蜂群和进化计算*, 第56条, 第100693条。
李, s., 陈, h., 王, M., 海达里, A. A., & Mirjalili, S. (2020). 黏液模算法：一种新的随机优化方法。 *未来一代的计算机系统*, 111, 300–323。
.-李, Q., 刘, SY., 和杨, XS. .- (2020). 初始化对元启发式优化器性能的影响。 *应用软计算技术*, 第91条, 第106, 193条。
梁, J. 秦, 秦, 秦, 巴斯卡, S. (2006). 用于多模态函数全局优化的综合学习粒子群优化器。 *IEEE进化计算学报*, 10 (3), 281–295。
马丁尼克, J., & Rango, A. (1986). 融雪径流模型的参数值。 *《水文学报》*, 84 (3), 197–219。
孟, z., 钟, Y., 毛, g., 和梁, Y. (2022). PSO-sono：一种用于单目标数值优化的新的PSO变体。 *信息科学出版社*, 586, 176–191。
默顿, R. C. (1976). 当标的股票回报是不连续的时的期权定价。 *金融经济杂志*, 3 (1), 125–144。
Mirjalili, S. (2016). 一种求解优化问题的正弦余弦算法。 *基于知识的系统*, 96。
米尔贾利利, S., 和哈塔姆卢, A. (2015). 多宇宙优化器：一种用于全局优化的自然再生算法。 *神经计算和应用*, 27。
穆罕默德, W., 哈迪, A., 法图, A.M.和Jambi, K. M. (2017). LSHADE与半参数自适应混合CMA-ES用于解决CEC 2017基准问题。 *2017年IEEE进化计算大会* (pp. 145–152)。
Onay, F.K., & Aydemir, S.B. (2022). 全局优化与工程问题的混沌饥饿博弈搜索优化算法。 *模拟中的数学和计算机*, 192, 514–536。
拉奥, 萨夫萨尼, 瓦哈里亚, D. (2012). 基于教学学习的优化方法：一种针对连续非线性大规模问题的优化方法。 *信息科学出版社*, 183 (1), 1–15。
里达, H. M., Hizam, H., 米尔贾利利, S., 奥斯曼, M. L., Ya'acob, M. E., & Ahmadipour, M. (2022). 基于保证收敛算术优化算法和改进的三阶牛顿拉夫森方法, 对单、双、三二极管光伏模型进行参数提取。 *可再生和可持续能源评论*, 第162条, 第112436条。
Sm, A., Smm, B., & Al, A. (2014). 灰狼优化器。 *工程软件的进展*, 46–61。
斯里尼瓦斯, M., 和帕特奈克, L. (1994). 遗传算法：一项调查。 *计算机*, 27 (6), 17–26。斯托恩, R., &普莱斯, K. (1997). 差异进化—一个简单和有效的启发式在连续空间上的全局优化。 *全球优化杂志*, 11 (4), 341–359。
苏, H., 赵, D., 阿达达, A., 刘, L., 张, X., 马法贾, m., 和陈, H. (2023). 时间：一个基于物理的优化。 *神经计算*。
田边, 日本国中山, A. (2013). 基于成功历史记录的参数自适应 差异进化。 *2013年IEEE进化计算大会* (pp. 71–78)。沃尔伯特, D. H., & Macready, W.G. (1997). 没有免费的午餐定理来
进行优化。
IEEE进化计算学报, 1 (1), 67–82。

姚, x., 刘, y., 和林, g. (1999). 进化后的编程变得更快了。 *IEEE进化计算学报*, 3 (2), 82–102。
余, K., 梁, J., 曲, B., 陈, X., 王, H. (2017). 利用改进的JAYA优化算法对光伏模型进行参数识别。 *能源转换和管理*, 150, 742–753。
周, 崔, m, 万, j, 张, S. (2021). 融雪模型的综述：进展与展望。 *可持续性*, 13 (20)。