用于连续与离散问题的三阶段人工虎鲸算法

Habiba Drias，阿尔及尔大学哈瓦里·布迈丁科技大学，阿尔及利亚* Lydia Sonia Bendimerad，哈瓦里·布迈丁科技大学，阿尔及利亚 Yassine Drias，阿尔及尔大学，阿尔及利亚 https://orcid.org/0000-0002-8896-6170



摘要

本文提出了一种基于虎鲸行为、用于求解问题的新型群体智能算法。该算法称为人工虎鲸算法（AOA），通过模拟虎鲸的生活方式，尤其是其社会组织、回声定位机制和一些捕猎技术来实现。该方法的创新之处在于，它首次让一种元启发式算法同时模拟同一动物物种的多种行为。研究将 AOA 改造用于离散问题，并将其应用于具有四种复杂程度的迷宫游戏。研究开展了大量重要实验，以确定该问题中的算法参数。通过考察成功率、运行时间和解路径长度，对算法性能进行了评估。最后，为进行比较，作者针对当前先进的进化算法开展了一系列实验，包括 ACO、蝙蝠算法、脑风暴优化算法、EHO、PSO 和 WOA。总体结果清楚地表明，AOA 优于其他受测算法。

关键词

AOA（人工虎鲸算法）、连续人工虎鲸算法、离散AOA、回声定位、捕猎策略、迷宫游戏、社会组织、群体智能

引言与研究动机

基于无免费午餐定理（Adam 和 Alexandropoulos，2019），研究者设计了一种群体智能算法，将动物智能中的若干重要行为融为一体。虎鲸具有丰富多样的行为，属于海豚科海洋哺乳动物。该算法通过模拟虎鲸的生活方式，整合了多种智能行为，例如社会组织、回声定位现象，以及用于探测猎物的捕猎技术。

该提案最初的构想已在一种名为OA（虎鲸算法）的算法中初步提出（Bendimerad、Drias，2021年）。本文在理论发展和实验方面都对这一初始构想进行了深入重塑。

所提出的算法称为 AOA（人工虎鲸算法），通过深入、细致地模拟上述虎鲸的技能而开发。首先，虎鲸在旅途中基于群体智能的概念，简单地搜寻猎物。其次，如果它们一路上没有发现容易捕获的猎物，就会采用成本更高的技术：先通过回声定位探测猎物，若回声定位不足以奏效，再进行捕猎。

DOI：10.4018/IJAMC.304073

*通讯作者

本文以开放获取文章形式发表，并依据知识共享署名许可协议（http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/）的条款发布。该协议允许在任何媒介中不受限制地使用、分发和制作，但须适当注明原作品的作者及原始出版来源。

本文设计了一个离散版本，并将其应用于迷宫中寻找最优路径的问题。此外，通过比较研究，展示了AOA 相较于最先进算法的有效性和效率，这些算法包括 ACO、蝙蝠算法、脑风暴优化算法、EHO、PSO 和 WOA。

本文分为六个主要部分。下一部分概述群体算法领域的最先进研究成果。第三部分简要介绍虎鲸的社会组织。第四部分通过对虎鲸生活方式进行建模，逐步说明所提出算法的设计，其中包括群体集体智能、回声定位、捕猎技术和探索阶段。第五部分介绍如何将 AOA 应用于迷宫游戏等组合优化问题。文中展示了针对代表迷宫的公共数据集所进行的实验，并分析了所得结果。此外，还与最先进算法进行了比较研究。最后一部分总结了本研究的贡献，并指出一些未来的研究方向。

虎鲸的社会组织

虎鲸社会通常由年长的雌性（母系首领）管理，往往由规模庞大的家族群体组成，成员可能跨越数代（Killer-Whale，2022年）。定居型虎鲸（OrcaLab，2022年）以母系结构组织起来。对于这类虎鲸，母亲和已成年的儿子终生生活在一起。不过，女儿有了后代后便可以独立生活，但她们仍会时不时地相聚。定居型虎鲸的社会结构按层级排列如下：

母系单元。它由族群首领及其后代组成（平均跨越四代）。这些群体极少分离，体现了其稳定性。

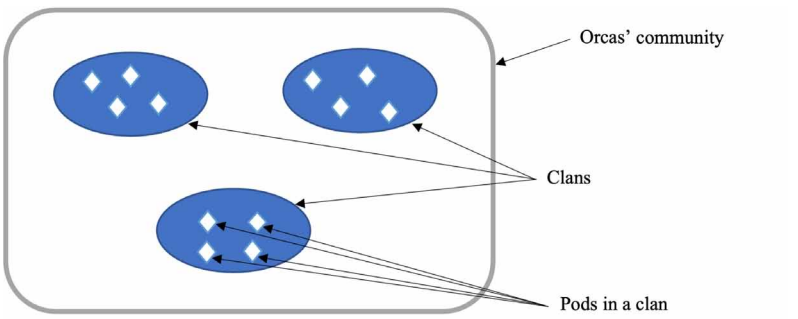
小群。它由两个至四个母系单元组成，约有20个体，构成一个由关系亲近的母亲组成的大家庭。这些群体可能会分开一段时间，然后重新聚合。小群指的是通常一起迁徙的虎鲸群体。

氏族。它代表第三个社会层级，由一组共享同一种方言和一位远祖的小群组成。

社群。这是最高、最末一级的社会层级，由彼此定期交往和会面的氏族组成，但这些氏族并不共享同一种方言或共同祖先。

图1展示了这一具体组织结构。

图1. 虎鲸的社会组织



背景

求解问题的算法，尤其是进化算法，部分受到自然和生物的启发。地球上有各种各样的动物，它们的智慧不断令科学家惊叹。在群体智能领域，研究人员致力于建立能够模拟动物智慧和生活方式的算法。最初，该研究领域着重模拟社会性昆虫的行为，以体现群体智慧。随后，人们发表了诸如 ACO（蚁群优化算法）（Dorigo & Stutzle，2006）等算法，之后又提出了细菌生长算法（Passino，2002）。近年来，研究人员开始研究鸟类和鱼类的行为，以开发另一类智能算法，例如 PSO（粒子群优化算法）（Clerc，2013；Oliveira & Pinheiro，2016）、BA（蝙蝠算法）（Yang & He，2013）和 FFA（萤火虫算法）（Yang & He，2013）。

近年来，动物群体行为引起了研究人员的兴趣。研究人员设计了EHO（大象放牧优化算法）（Wang & Dos Santos Coelho，2016年）、ESWSA（象群水搜索算法）（Mandal，2018年）和WOA（鲸鱼优化算法）（Mirjalili & Lewis，2016年）等算法。

这些算法已在多个领域得到应用。例如，ACO被用于解决任务调度问题，同时避免早熟收敛。BSO解决了图着色问题和网络信息觅食问题。PSO由于易于实现而得到广泛应用。研究表明，WOA在神经网络连接权重（Aljarah等，2018年）、图像分割（Aziz等，2017年）和特征选择（Mafarja & Mirjalili，2017年）方面表现出高效性。EHO被应用于优化控制器参数（Gupta & Singh，2016年）、电器调度（Mohsin & Javaid，2018年）、支持向量机参数（Tuba，2017年）、图像处理（Tuba & Alihodzic，2017年）、社区检测（Belkhiri等，2022年）以及复杂未知环境中的目标检测（Houacine & Drias，2021年）。BA可视为PSO的推广，也被广泛应用于计算机视觉（Akhtar & Ahmad，2019年）、关联规则挖掘（Heraguemi等，2018年）、信息检索（Khennak & Drias，2017年）、数据分类（Mishra & Bande，2008年）和数据聚类（Sood & Bansal，2013年）等领域。

人工虎鲸算法（AOA）

为了捕获种类繁多的海洋物种作为猎物，定居型虎鲸会采用各种各样的技巧。它们凭借集体智能，只需移动便能捕获容易捕获的猎物；对于难以捕获的猎物，则会在捕猎前使用回声定位系统。这些主要行为由一种称为 AOA（人工虎鲸算法）的三阶段算法进行模拟。社会运动、回声定位机制和捕猎技术被模拟为

搜索过程的开发阶段。探索阶段则模拟雌性虎鲸的行为：它们一旦产下后代便会独立生活，同时维系家庭纽带。这些阶段将在接下来的小节中概述。

集体运动建模

虎鲸遵循群体原理，并为了维护其社会组织，会采取相应的移动方式，避免与附近的群体成员碰撞，使速度与附近群体成员的速度保持一致，并停留在群体中心附近。因此，虎鲸的移动取决于其当前速度、所属小群中邻居的最佳表现，以及所属氏族的最佳表现。这一现象在一种算法中得到了模拟，该算法用于在庞大的潜在解搜索空间中搜索最优解。每个单独的解都模拟一头虎鲸，具有某一时刻的位置，并以向最优解演化为目标。为此，它具有一个引导其运动的速度，并通过适应度函数进行评估；该函数通过衡量其与最优解的接近程度来评价其表现。该过程以一群随机生成的人工虎鲸（解或个体）作为初始群体，目标是寻找最佳解（对应于现实世界中的猎物位置）。它

会持续搜索许多次迭代，直至找到最优解或高质量的近似解。在每次迭代中，每头虎鲸都会根据其小群和氏族中的成员更新速度和位置，以跟随群体中的同类。设 x^{p_i*} 为小群 *pi* 中虎鲸 *i* 迄今为止到达的最佳位置，且 x^{c_i*} 为氏族 c_i 中任意一头虎鲸迄今为止找到的最佳解，其中虎鲸 *i* 位于该氏族中。若 v_i^{t-1} 是虎鲸 *i* 在时刻 *t* – 1 的速度，则其更新方式由方程 1 表示。

$$v_i^t = w_i v_i^{t-1} + w_{p_i} * d\left(x_{p_i}^*, x_i^{t-1}\right) + w_{c_i} * d\left(x_{c_i}^*, x_i^{t-1}\right) \tag{1}$$

其中，*d*(*x*, *y*) 表示分隔位置 *x* 与位置 *y* 的距离。w_i 是表示虎鲸 *i* 移动惯性权重的经验参数。w_{p_i} 表示其所属小群 p_i 中的虎鲸社交能力。它模拟虎鲸对小群的贡献，计算方式如公式 2 所示。w_{c_i} 表示其所属氏族 c_i 中的虎鲸社交能力，其作为个体对氏族的贡献按照公式3计算。*f*(*x*) 是衡量解 *x* 性能的适应度函数。

$$w_{p_i} = \frac{f\left(x_i^{t-1}\right)}{\sum_{j \in p_i} f\left(x_j^{t-1}\right)} \tag{2}$$

$$w_{c_i} = \frac{f\left(x_i^{t-1}\right)}{\sum_{j \in c_i} f\left(x_j^{t-1}\right)} \tag{3}$$

虎鲸 x_i^t 在时间 *i t*时的位置随后由公式4表示。

$$x_i^t = v_i^t + x_i^{t-1} \tag{4}$$

为考虑水波运动，个体将进行波浪移动（Craik，2004），其表达式如公式5所示。

$$x_i^t = \gamma * (\sin\frac{2\pi}{L} x_i^t - \frac{2\pi}{L} t) \tag{5}$$

其中:

- γ 表示波幅的经验参数。
- L 和 T 分别表示波长和波周期。假设一个波持续搜索过程的一次迭代。因此 $T = 1$ 和 L s T $s=$ $=*$ 其中 *s* 是声速，等于每秒 1481 米。
- *t* 是个体在一次迭代中穿越波浪所花费的时间，表示为t $L =$。v_{it}

—

如果此阶段未能找到最优解，则启动下一小节所述的回声定位阶段。

对回声定位进行建模

除追踪其他鲸类外，虎鲸还经常使用回声定位。回声定位包括发出非常强的声脉冲并接收回声，从而感知周围物体（Sea-World 2022年）。声波穿过水体，并将包含猎物大小及其距离等重要信息的振动带回。由于虎鲸在回声定位机制中使用高速运动，因此根据这一特征对虎鲸的速度进行建模。在时刻 *i*，种群中由第一阶段计算并返回的每个个体*t*都被赋予一个频率f_i^t 和一个响度A_i^t。频率在两个经验参数f_{min} 和f_{max} 之间变化，其表达式见公式6，其中β 是范围[0, 1]内的随机值。虎鲸发出的响度在回声定位开始时非常强，随后随着其接近猎物而减小。响度从一个较大的正值A_0 变化到最小值A_{min} ，其表达式见公式7，其中δ 是范围 [0, 1] 内的经验参数，使得A_i^t 在每次迭代中逐渐减小。速度与响度遵循相同的变化规律，其表达式见公式8。随后，对公式6、7、8和9进行多次迭代计算，以改进雌性首领位置。如果回声定位阶段不足以找到最优解，则启动狩猎过程。

$$f_i^t = f_{min} + \left(f_{max} - f_{min}\right)\beta \tag{6}$$

$$A_i^t = \delta A_i^{t-1} \tag{7}$$

$$v_i^t = \frac{1}{f_i^t} A_i^t \tag{8}$$

$$x_i^t = v_i^t + x_i^{t-1} \tag{9}$$

捕猎技术建模

虎鲸发展出的捕猎技术种类繁多，且取决于猎物和环境（Dutfield，2022年）。科学家至少确认了六种捕猎技术，分别是用于攻击海豹的冲浪冲击、用于攻击鲨鱼的空手道劈击、用于捕捉小型鱼类的旋转木马、用于捕捉独角鲸的群体围困、用于捕捉座头鲸等大型鲸类的封堵呼吸孔，以及用于捕捉海狮和象海豹的*D*日。回声定位阶段生成的种群会启动狩猎过程。为了模拟这一现象，本文重点关注所谓的旋转木马捕猎技术，这种技术也可以扩展到上述其他技术。这种策略是围绕猎物绕圈游动，并在每次迭代时缩小圆圈，以便接近目标。另一种方法是沿螺旋路径移动来捕捉猎物。

收缩包围机制

在这种情况下，虎鲸沿圆周移动，并在每次迭代时缩小圆的半径，从而缩短它们与猎物之间的距离。公式10首先将虎鲸置于一个圆上，该圆的圆心是当前族群首领的位置，半径为随机数 r。 $d\ x\ x_i^{t-}\Big(\ \Big)$, $*$ 表示个体i在时刻$t-1$与种群首领之间的距离。如果位置在圆外，则应用括号中的第一个公式，否则采用第二个公式。然后，使用公式11，每次迭代将半径缩小一个常数a，使虎鲸朝猎物方向移动；其中，a是r的随机比例。

$$x_i^t = \begin{cases} x_i^{t-1} + d\left(x_i^{t-1}, x^*\right) - r \ \ if\, d\left(x_i^{t-1}, x^*\right) > r \\ x_i^{t-1} + r - d\left(x_i^{t-1}, x^*\right) \qquad otherwise \end{cases} \tag{10}$$

$$x_i^t = x_i^{t-1} + r - a \tag{11}$$

螺旋模型

公式12模拟了简单的阿基米德螺线运动，其中l是一个随机数。但在进行这一运动之前，虎鲸应根据公式10与族群首领保持相同的距离。

$$x_i^t = x_i^{t-1} - 2\pi l \tag{12}$$

因此，假设以概率 α 在收缩包围机制和螺旋模型之间进行选择，以更新虎鲸的位置，由此得到公式13。

$$x_i^t = \begin{cases} x_i^{t-1} + r - a \ \ if\, p < \alpha \\ x_i^{t-1} - 2\pi l \qquad \text{otherwise} \end{cases} \tag{13}$$

探索策略

受留居雌性虎鲸离开家族群体这一行为的启发，探索策略会从氏族中随机选出一只族群首领，让它根据自身能力尽可能远地移动，旨在创建一个与先前种群截然不同的全新种群。多次探索搜索空间中的全新区域，可确保最终对搜索空间进行近乎全面的探索，从而避免早熟收敛。设 x^* 为选出的族群首领，则公式 14 用于表示其新位置 x_{new}^*，$MaxDistance\,x^*\big()$ 表示族群首领根据自身能力所能移动的距离。

$$x_{new}^* = x^* + MaxDistance\left(x^*\right) \tag{14}$$

AOA 的实现

本节提出了人工虎鲸算法（AOA）。该算法基于定居型虎鲸的生活方式，其特点是具有上述行为。待求问题的搜索空间对应于所有潜在解的集合，这些解对应人工虎鲸能够到达的位置。搜索空间中的最优解代表现实世界中猎物的位置。虎鲸种群由彼此区别的氏族构成，每个氏族包含若干群体，而每个群体又包含若干个体。氏族、群体和个体之间的距离依次递减。氏族之间的距离大于同一氏族内各群体之间的距离，而后者又大于同一群体内个体之间的距离。算法 1、3、4 和 5 分别概述了 AOA 及其三个阶段。

算法1. AOA（人工虎鲸算法）
要求： 经验参数；禁忌列表设为空；
输出： 最优解或近似解；
开始
随机抽取一个个体i；
创建i个体组成的种群；
对于最大迭代次数**执行**
计算每个个体的适应度值；
确定每个小群和每个氏族的族群首领；
集体运动搜索；
如果 （未**找到**最优解）**则** 进行回声定位；**结束如果**；
如果 （未**找到**最优解）**则** 进行捕猎；**结束如果**；
如果 （未**找到**最优解）**则**
从各个氏族中随机选出一位族群首领；
应用公式（14）；
当 新位置位于禁忌列表中**时** 应用公式（14）；
将新位置插入禁忌列表；
为新位置生成一个种群；
结束 while 循环；
结束 if 语句；
结束 for 循环；
end.

在算法 2 中，根据虎鲸的社会结构创建个体种群。该算法的时间复杂度为 $O(nnn_{ippcc,,}**)$，其中 $nnn_{ippcc,,}**$ 等于 n，即种群中的个体总数，也称为种群规模。随后，复杂度可简写为 $O(n)$。

在算法3中，每个个体都会进行位置变化，持续 最大运动次数 次。因此，此操作的复杂度为 $O(n*$最大运动次数$)$。族群首领的更新对应于搜索适应度值最高的个体。因此，确定所有群体的母系首领的复杂度为 $O(n)$，而确定氏族首领的复杂度为 $O(nn_{pcc,}*)$。因此，该算法的复杂度为 $O(n*$最大运动次数$)$。

同样，算法4和算法5的复杂度分别为 $O(n*$最大回声运动次数$)$ 和 $O(n*$最大搜寻运动次数$)$。探索阶段的复杂度为 $O(n)$，因为该阶段会随机抽取一个氏族的族群首领，并以此个体为起点创建一个种群。

算法1单次迭代的最坏情况复杂度，是算法2、3、4、5与探索阶段的复杂度之和，因为这些步骤依次调用。

因此，其复杂度等于 $O(n + n*$最大运动次数 $+ n*$最大回声运动次数 $+ n*$最大搜寻运动次数 $+ n) = O(n*($最大运动次数 +最大回声运动次数 + 最大搜寻运动次数$))$.

因此，AOA 的复杂度等于 $O(n*(\text{最大运动次数} + \text{最大回声运动次数} + \text{最大搜寻运动次数})*\text{最大迭代次数})$。该算法的复杂度为多项式复杂度，取决于种群规模、全局迭代次数以及各阶段的迭代次数。

离散AOA及其在迷宫问题中的应用

本节将通过将离散版 AOA 应用于迷宫游戏，对其进行专门研究。迷宫由一个大小为 $nm*$ 的二维矩形网格表示，其中设有一个入口和一个出口。网格由单元格组成，其中可能包含障碍物。迷宫中障碍物之间的连接关系体现了连通性的概念（Alaguna & Gomez，2018年）。迷宫问题的一个解表示移动智能体从入口到出口所经过的一系列移动步。可能的移动方向有四种： 左、右、上和下。因此，一个解可表示为一个移动步向量，其长度如表1所示。

表1。长度为8的解示例

left	*右*	***up***	*右*	***up***	***up***	***up***	*右*

如果为一个解指定最大长度l，那么搜索空间的大小将等于 4^l；当l的值较大时，搜索空间会非常庞大。例如，如果l至少为 10，那么搜索空间将包含超过 10^6 个潜在解。因此，使用元启发式算法解决迷宫问题是有益的。

为使 AOA 适用于离散问题而进行的修改，仅影响不同方程的计算。将一个数k加到一个解上，就是在遵守解的可行性要求的同时，向相应路径添加k个随机移动步。如果无法进行这样的构造，也就是说，如果智能体无法继续前进，则允许回溯。从一个解中减去一个数k，就是移除该解最后k个移动步。将一个解乘以数k，相当于在该解后附加一组由（$k-1$）条解路径组成的序列。

一个解的适应度函数值，是该过程到达的最后一个单元格与出口单元格之间的曼哈顿距离。

初始种群的生成

同一种群中的氏族彼此共享某些特征（在我们的例子中是移动步），同时又相互保持距离。创建氏族的一种方法是选取一条初始路径，并将其切分为若干部分，以此初始化氏族。作为切分点cp，本文提出采用由方程（15）计算得出的位置，其中除法结果为整数。*sol-size*表示解路径长度，*#clans*表示氏族数量。

$$cp = \begin{cases} \dfrac{sol-size}{\#clans-1}+1 & if\ sol-size \geq clans\#\ \#\#\#\# \\ \dfrac{sol-size}{\#clans-1}+1 & otherwise \end{cases} \tag{15}$$

例如，考虑前述解，并设氏族数量为3，则第一氏族将如表2所示。

随后启动该过程以创建表3所示的第二族，
并重复此过程，得到第三族，如表4所示。

表2. 第一个氏族的表示

left	*右*	***up***	*右*	***up***	***up***	***up***	*右*

表3. 第二族的表示

left	*右*	***up***	*右*	***up***

表4. 第三族的表示

left	*右*	***up***

然后，在每个氏族中，通过添加固定数量的移动步来创建群体，为其中的个体构建初始解。随后，同一群体中的个体将共享相同的起始位置，以此开始搜索。此外，为简化起见，将氏族之间的距离d_c 设为初始解的大小，将同一氏族中群体之间的距离d_p 设为初始解大小的 2/3，并将同一群体中个体之间的距离d_i 设为初始解大小的 1/3。

实 验

用于评估AOA的数据集是一组可在GitHub上获取的迷宫（Maze，2020年）。为了评估我们的算法在多种迷宫上的表现，我们采用了相似连通迷宫问题（SCMP），其中包含四种类型的迷宫：SCMP1的连通性为0%，SCMP2的连通性为30%，SCMP3的连通性为60%，SCMP4的连通性为100%。每种类型包含10个迷宫和12个起始位置，因此每种类型有120个实例，总计480个实例。

参数设置

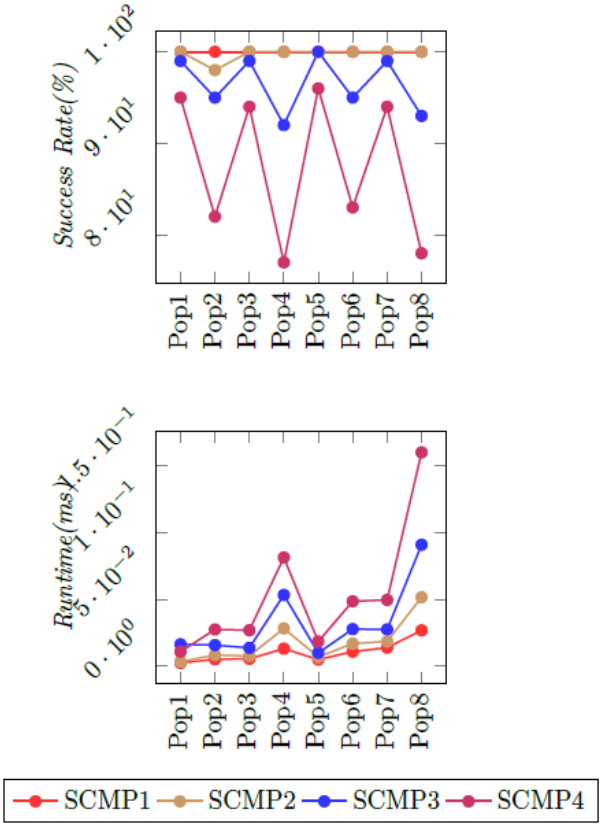
在第一组关于参数调优的实验中，按照表5所述调整了种群规模（#氏族、#群体、#个体），以使种群描述尽可能接近自然界虎鲸种群。

表5。用于调整种群规模的配置

	#氏族	#小群	#个体	种群规模
Pop1	2	2	5	20
Pop2	2	2	10	40
Pop3	2	4	5	40
Pop4	2	4	10	80
Pop5	4	2	5	40
Pop6	4	2	10	80
Pop7	4	4	5	80
Pop8	4	4	10	160

从图2可以看出，4种迷宫中成功率最高的是*Pop5*，其中#氏族=*4*、#小群=*2* 和#个体=*5*，种群规模为= 40。此外，该配置的执行时间最短。

图2。改变种群结构时 AOA 的统计结果



固定种群规模、迭代次数后，对表6中所示的最大迭代次数、最大运动次数、最大回声运动次数和最大搜寻运动次数进行了变化。为了使这些参数能够适配表格，分别用*G*-迭代次数、*M*-迭代次数、*E*-迭代次数和*H*-迭代次数表示。

图3展示了AOA在不同配置下的结果。与*Iter5*对应的迭代组合达到了100%的成功率。对于SCMP1、SCMP2和SCMP3，该配置的平均运行时间最短；对于SCMP4，其平均运行时间也处于最短之列。因此，最大迭代次数、最大运动次数、最大回声运动次数和最大搜寻运动次数分别设为5、50、30和30，总迭代次数为550。

图4、图5、图6、图7和图8分别展示了改变频率*fmin*和*fmax*为{(0,1),(1,2),(0,2)}时的结果，γ， δ和w_0取值为{0.25, 0.5, 0.75}时的结果。对于*fmin*和*fmax*，最佳取值为(0, 2)，此时成功率达到100%，且运行时间与其他配置的运行时间大致相当。

参数γ 设为 0.5，尽管γ = 0.5 和 0.75 所得结果差异不大。不过，取值为 0.5 时，解的大小更优。对于δ，取值 0.25 和

表6. 用于调整迭代次数的配置

	G-迭代	M-迭代	E-迭代	H-迭代	总计
迭代1	5	30	30	30	450
迭代2	5	30	30	50	550
迭代3	5	30	50	30	550
迭代4	5	30	50	50	650
Iter5	5	50	30	30	550
迭代6	5	50	30	50	650
迭代7	5	50	50	30	650
迭代8	5	50	50	50	750
迭代9	10	30	30	30	900
迭代10	10	30	30	50	1100
迭代11	10	30	50	30	1100
迭代12	10	30	50	50	1300
迭代13	10	50	30	30	1100
迭代14	10	50	30	50	1300
迭代15	10	50	50	30	1300
迭代16	10	50	50	50	1500

图3. 改变迭代结构时AOA的统计结果

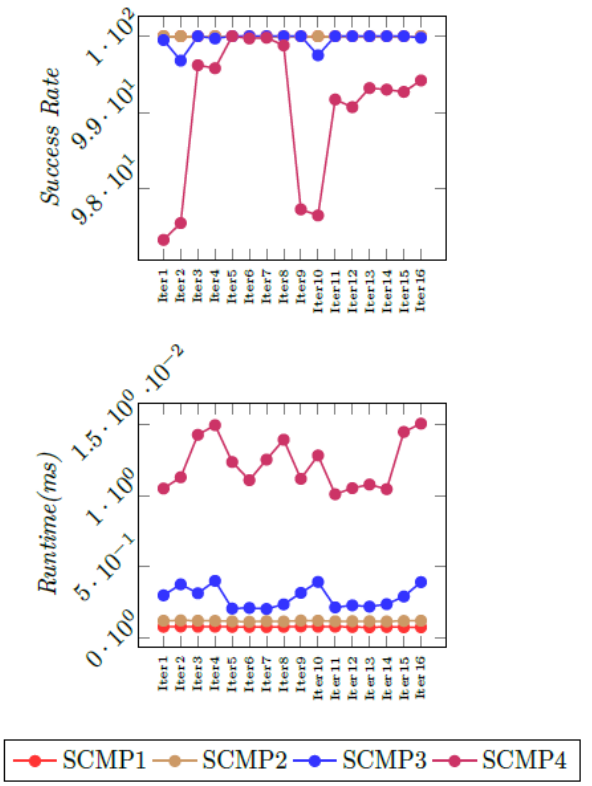


图4. 改变频率时AOA的统计结果

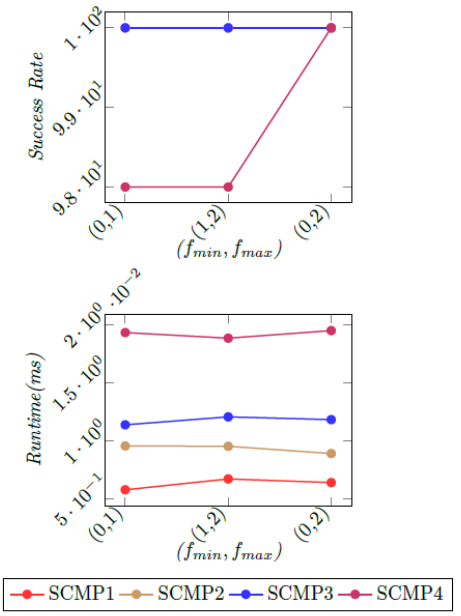


图5. 调整 γ 参数

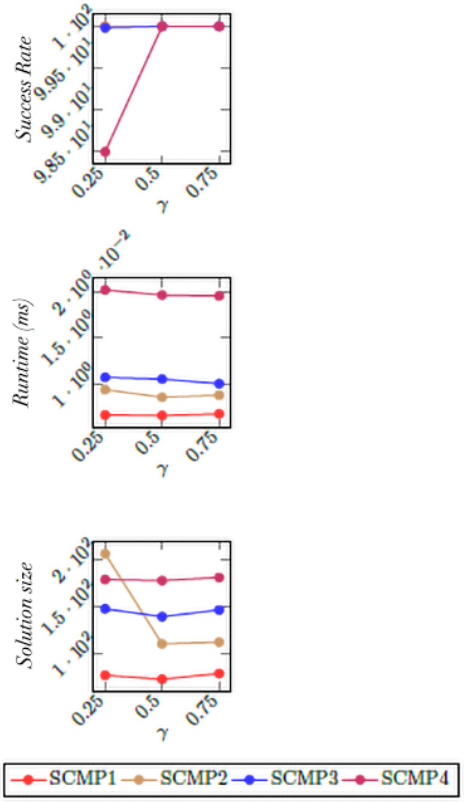


图6。调优 δ 参数

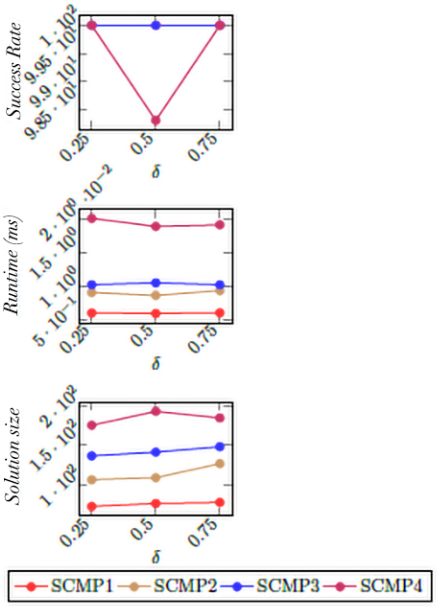


图7。 α 参数调优

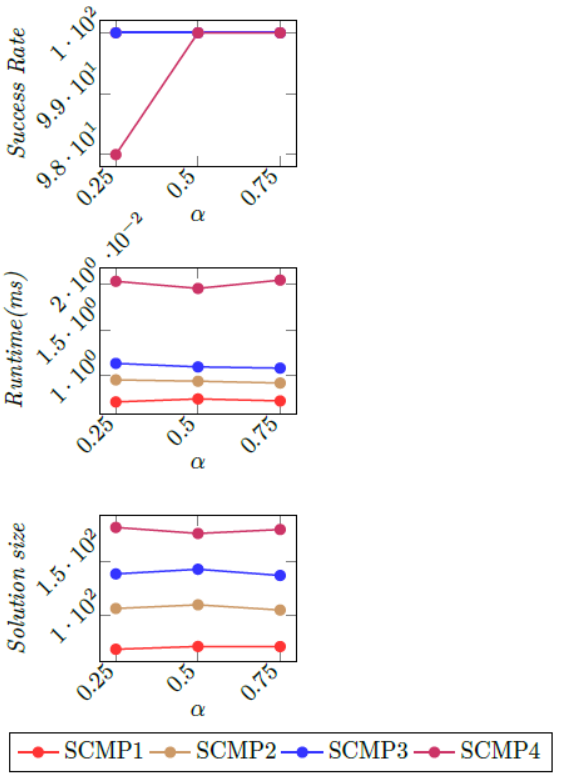
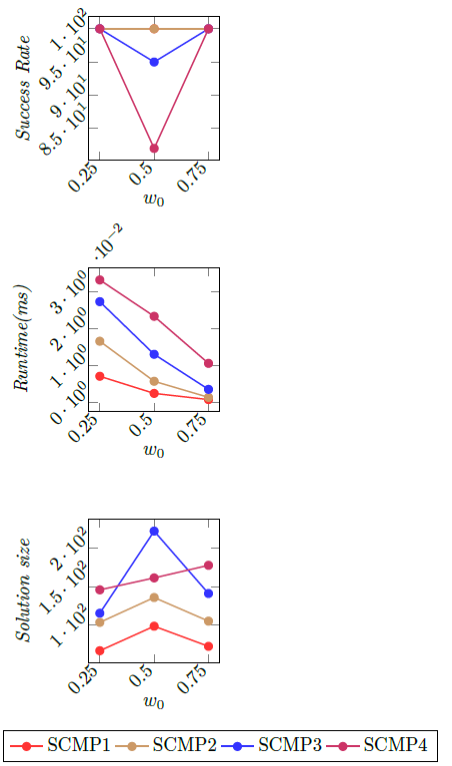


图 8. w0 参数调优



0.75 的成功率达到100%。在平局情况下，优先选择 $\delta = 0$，因为其解的大小最佳。对于参数 α，根据结果可以明确看出，最佳值为0.75。最后，根据平均成功率和平均解大小，即使运行时间比其他情况更长，赋予$w0$ 的值仍为0.25。

AOA性能评估

为确定*AOA*的性能，对50次运行分别计算平均成功率、平均运行时间和平均解大小这三项统计数据。需要注意的是，最优解对应于100%的成功率以及最小的解大小。

15×15迷宫的结果

对于所有测试的15×15迷宫，AOA均以100%的成功率达到最优解。图9和图10分别展示了每种迷宫的平均解大小和平均执行时间。需要指出的是，AOA能够在合理的时间内解决所有类型的15×15迷宫，并且与其他类型的迷宫相比，SCMP4需要更多移动步才能达到最优解。

30×30迷宫的结果

图 11 和图 12 分别展示了各类 30×30 迷宫的平均解大小和平均运行时间。可以看出，AOA 很容易在 SCMP1、SCMP2 和 SCMP3 迷宫中达到最优解，但在 SCMP4 实例中达到最优解所需的时间相对较长。与其他类型的迷宫相比，SCMP4 的最佳平均解大小更大。

图9. AOA在15×15迷宫各复杂度等级下获得的平均解大小

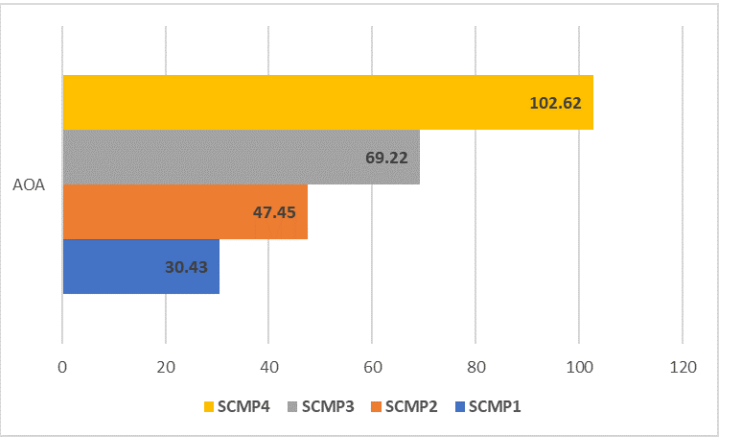


图10. AOA在15×15迷宫各复杂度等级下获得的平均运行时间

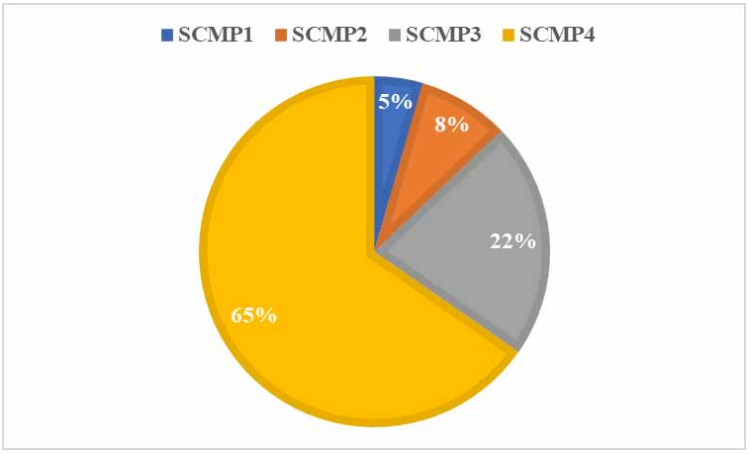


图11. 30×30迷宫的平均解大小

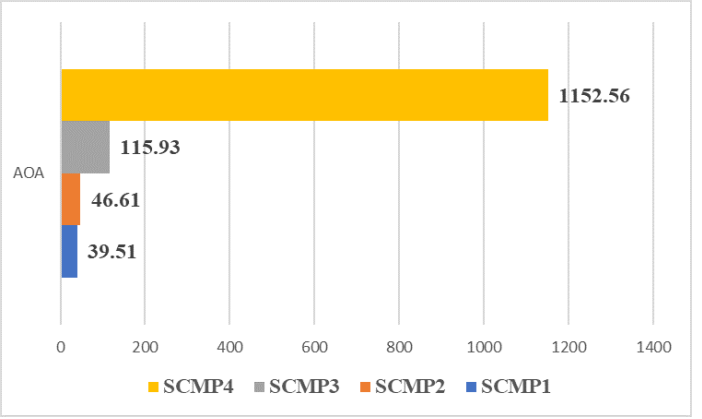
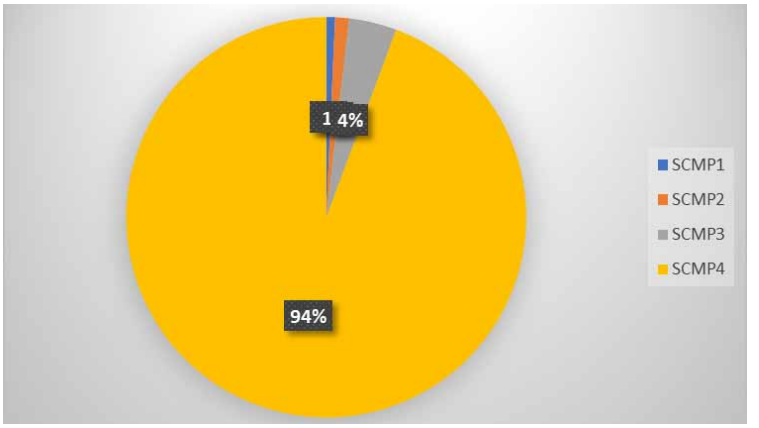


图12. 30×30迷宫的平均运行时间



通过这组实验可以得出结论：解决迷宫问题取决于迷宫的大小和结构复杂度。迷宫越大、结构越复杂，解的长度和运行时间就越长。

与最先进算法的比较

经典的最先进算法（即 ACO、BSO 和 PSO）以及较新的算法（如蝙蝠算法、WOA 和 EHO）均经过测试，并与 AOA 进行了比较，因为这些算法已证明能够解决困难问题。它们采用与 AOA 相同的方式适配迷宫问题。表7列出了这些方法针对四种迷宫类型计算出的平均成功率（SR）、平均解大小（SS）和平均运行时间（RT）。请注意，只有成功率达到 100% 时才报告解的大小。图13和图14展示了这些数值结果，以便更好地分析结果。值得注意的是，能够以 100% 的成功率解决所有类型迷宫问题的算法只有 AOA、蝙蝠算法、BSO 和 PSO。与其他三种方法相比，BSO 的缺点是速度较慢。在其余表现最好的算法——AOA、蝙蝠算法和 PSO——中，AOA 的性能最佳，因为它得到的平均解大小最小。

表7. AOA与其他6种群体智能算法在迷宫问题上的比较

		ACO	AOA	BA	BSO	EHO	PSO	WOA
SCMP1	SR	100%	100%	100%	100%	100%	100%	83%
	SS	13.50	30.43	30.63	43.34	19.57	34.59	-
	RT	0.0013	0.0010	0.0023	0.4824	0.0045	0.0077	0.0358
SCMP2	SR	100%	100%	100%	0.482371	76%	100%	60%
	SS	44.24	47.45	45.79	47.12	-	49.57	-
	RT	0.0073	0.0019	0.0033	1.0615	0.0113	0.0063	0.0726
SCMP3	SR	86%	100%	100%	100%	65%	100%	50%
	SS	-	69.22	70.31	44.85	-	68.73	-
	RT	0.0255	0.0049	0.0045	0.9897	0.0165	0.0067	0.0664
SCMP4	SR	75%	100%	100%	100%	67%	100%	41%
	SS	-	102.62	243.23	49.46	-	110.37	-
	RT	0.0425	0.0147	0.0235	1.0174	0.0178	0.0056	0.0682

图13。AOA与其他六种群体算法在迷宫问题上的成功率和运行时间

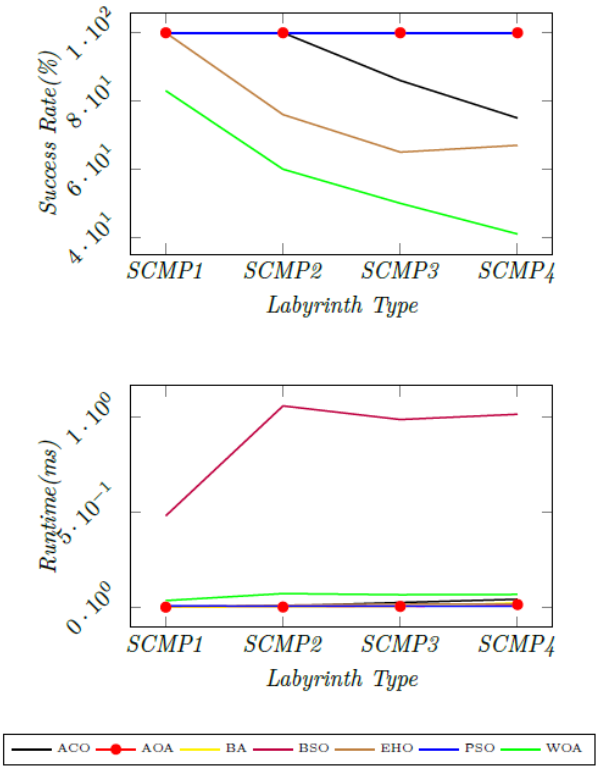
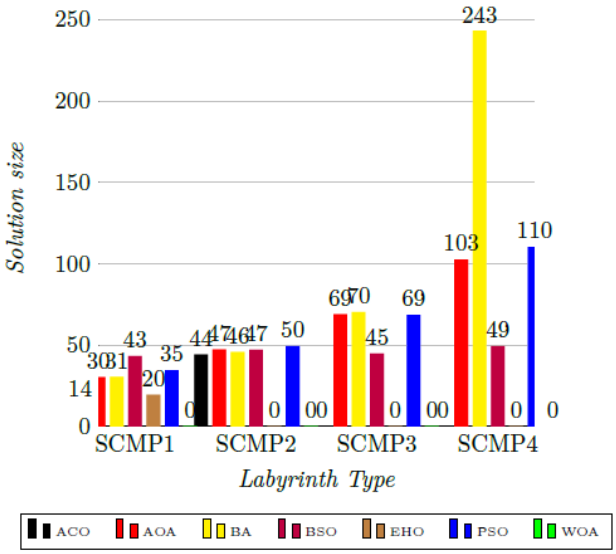


图14。AOA与其他六种群体算法在迷宫问题上的平均解大小



结论

虎鲸的社会与认知能力令人印象深刻，使其成为极具智慧的生物。本研究旨在将虎鲸的智慧转化为一种复杂的问题求解工具。它们基于集体智能的群体行动、对回声定位现象的熟练运用以及多种捕猎技术，使其位居捕食者等级之首。我们将这些特征建模，设计出一种名为 AOA（人工虎鲸算法）的算法。首先，以一种原创方式模拟集体智能，并充分考虑虎鲸的社会组织。其次，回声定位技术忠实地反映了这一自然现象。第三，对旋转木马式捕猎策略进行建模，与前述阶段一样，运用数学推导来描述这一隐喻。此外，在给出整体算法的计算复杂度之前，先分别给出各阶段的计算复杂度。

从实验角度来看，我们将 AOA 调整为适用于离散问题，并使用与迷宫游戏相关的公共数据集对其进行了测试，数据集涵盖四种复杂度类型，即 SCMP1、SCMP2、SCMP3 和 SCMP4。我们从理论上论证了迷宫游戏搜索空间的复杂度。针对两种不同尺寸的迷宫（15×15 和 30×30），我们进行了大量实验，以调整算法的各种参数。通过展示平均成功率、平均解大小和平均执行时间，突显了算法的性能。随后，为进行比较，我们将六种最先进算法应用于迷宫游戏：WOA（鲸鱼优化算法）、EHO（象群算法）和 BA（蝙蝠算法），以及经典方法 ACO（蚁群优化算法）、BSO（蜜蜂群优化）和 PSO（粒子群优化算法）。结果表明，在迷宫问题上，AOA 的成功率最高、运行时间最短且解的大小最优。

这些发现从某种程度上反映了虎鲸行为的优越性，因为与所比较的其他物种相比，虎鲸的行为更加丰富、更加动态。事实上，ACO、BSO 和 PSO 仅模拟集体智能。蝙蝠算法没有融入任何特定的捕猎技术，其优势仅在于回声定位经验。还应注意，EHO 并未对捕猎技术进行建模。最后，除了回声定位现象外，AOA 还具有十分复杂的种群组织和捕猎技术，而这些在 WOA 中并不存在。

所得结果令人鼓舞，有助于将所提出的离散算法应用于其他问题。此外，为了提高算法效率并实现可扩展性，我们计划在 GPU 上实现该算法，因为虎鲸的社群结构适合并行计算。另一个颇具前景但也颇具挑战性的研究方向，是深入探究捕猎策略并对其进行建模，以丰富算法的最后阶段。

资助机构

出版商已免除本文的开放获取处理费。

致谢

本研究得到科学研究与技术发展总局（DGRSDT）的资助，[资助编号为 C0662300]。

参考文献

Adam, S. P., Alexandropoulos, S. N., Pardalos, P. M.， & Vrahatis, M. N.（2019）。无免费午餐定理：综述。载于 I. Demetriou 和 P. Pardalos（编），近似与优化，*Springer* 优化及其应用（第 145 卷，第 57–82 页）。Springer。

Akhtar, S., Ahmad, A. R., & Abdel-Rahman, E. M.（2012）。用于全身人体姿态估计的元启发式蝙蝠启发算法，载于第九届计算机与机器人视觉会议论文集（第369–375页）。doi:10.1109/CRV.2012.55

Alaguna, C., & Gomez, J.（2018）。用于测试进化算法的迷宫基准。载于遗传与进化计算会议论文集（伴随会议）（第1321–1328页）。doi:10.1145/3205651.3208285

Aljarah, I., Faris,H., & Mirjalili, S.（2018）。使用鲸鱼优化算法优化神经网络中的连接权重。软计算，*1*（22）。

Aziz, M. A. E., Ewees, A. A., & Hassanien, A. E.（2017）。鲸鱼优化算法和飞蛾扑火优化算法用于多级阈值处理图像分割。《专家系统与应用》，*1*（83），242–256。doi:10.1016/j.eswa.2017.04.023

Belkhiri, Y.、Kamel, N. 和 Drias, H.（2022年）。用于解决复杂环境中社区检测问题的高效多群体大象放牧优化。《并发与计算》，*34*(3)。在线提前发表。doi:10.1002/cpe.6590

Bendimerad, L. S. 和 Drias, H.（2021年）。连续优化问题的人工虎鲸算法。载于 A. Abraham、T. Hanne、O. Castillo、N. Gandhi、T. Nogueira Rios 和 T. P. Hong（编），《混合智能系统。*HIS 2020*。智能系统与计算进展》（第 1375 卷）。Springer。doi:10.1007/978-3-030-73050-5_68

Craik, A. D. D.（2004）。水波理论的起源。《流体力学年度评论》，*I*(36)，1–28。doi:10.1146/annurev.fluid.36.050802.122118

Dorigo, M., & Stutzle, T. (2006). 蚁群优化。《IEEE计算智能杂志》，1(4), 28–39. doi:10.1109/MCI.2006.329691

Dutfield, S. (2022年). 《虎鲸狩猎策略》。学术出版社。

Gupta, S., Singh, V. P., Singh, S. P., Prakash, T., & Rathore, N. S. (2016年). 基于大象放牧优化的PID控制器调参。《先进技术与工程探索国际期刊》，I(3), 194–198. doi:10.19101/IJATEE.2016.324005

Heraguemi, K., Kamel, N. & Drias, H. (2018年). 用于数值关联规则挖掘的多目标蝙蝠算法。《生物启发计算国际期刊》，1(11)。

Houacine, N. A., & Drias, H. (2021年). 用于复杂未知环境中目标检测的离散大象算法。载于 M. R. Senouci、M. E. Y. Boudaren、F. Sebbak 与 M. Mataoui（编），《计算系统与应用进展。CSA 2020。网络与系统讲义》（第199卷）。Springer。doi:10.1007/978-3-030-69418-0 9_

Khennak, I., & Drias, H. (2017年). 基于蝙蝠启发算法的医学网络信息查询扩展检索。《医学系统杂志》，*1*(41).

Killer-Whale-Org. (2022年). 虎鲸栖息地与分布。 https://www.killer-whale.org

Mafarja, M. M., & Mirjalili, S. (2017年). 结合模拟退火的混合鲸鱼优化算法用于特征选择。《神经计算》，*I*(260), 302–312. doi:10.1016/j.neucom.2017.04.053

Mandal, S. (2018年). 用于全局优化的大象群水搜索算法。《*Sadhana*》，*1*(1)　　.

Mirjalili, S., & Lewis, A. (2016年). 鲸鱼优化算法。《工程软件进展》，*I*(95), 51–67. doi:10.1016/j.advengsoft.2016.01.008

Mishra, S. 和 Bande, P.（2008年）。微型迷宫鼠的迷宫求解算法。*IEEE*信号图像技术与互联网基础系统国际会议论文集，86-93。doi:10.1109/SITIS.2008.104

Mohsin, S. M., Javaid, N., Madani, S. A., Akber, S. M. A. S. M. A., Manzoor, S., & Ahmad, J.（2018年）。在智能电网中，使用不同运行时间间隔的象群优化算法实现电器调度。第*32*届高级信息网络与应用国际会议研讨会论文集，240-249。

Oliveira, M., Pinheiro, D., Andrade, B., Bastos-Filho, C., & Menezes, R.（2016年）。粒子群优化器中的通信多样性。群体智能国际会议论文集，77-88。doi:10.1007/978-3-319-44427-7 7_

OrcaLab。（2022年）。虎鲸社会组织。https://orcalab.org/orcas/orca-social-organization

Passino, K. M.（2002年）。用于分布式优化与控制的细菌觅食仿生学。《IEEE控制系统杂志》，52-67。

Sea-World 部分 与娱乐。（2022年）。关于虎鲸的一切——交流与回声定位。作者 .

Sood, M., & Bansal, S. (2013). 使用蝙蝠算法的 K-中心点聚类技术。《国际应用信息系统期刊》, *I*(5), 20–22. doi:10.5120/ijais13-450965

Tuba, E., Alihodzic, A., & Tuba, M. (2017). 使用大象放牧优化算法进行多级图像阈值分割。第*14*届现代电力系统工程国际会议（*EMES*）论文集, 240-243. doi:10.1109/EMES.2017.7980424

Tuba, E., & Stanimirovic, Z. (2017) 用于支持向量机参数调优的大象放牧优化算法。第*9*届电子、计算机与人工智能国际会议（*ECAI*）论文集, 1-4. doi:10.1109/ECAI.2017.8166464

Wang, G. G., Dos Santos Coelho, L., Gao, X. Z., & Deb, S.（2016年）。一种受象群行为启发的新型元启发式优化算法。《生物启发计算国际期刊》，*I*(8)，394。doi:10.1504/IJBIC.2016.081335

Yang, X. S., & He, X.（2013）。蝙蝠算法：文献综述与应用。《生物启发计算国际期刊》，*I*(5)，141–149。doi:10.1504/IJBIC.2013.055093

Yang, X. S., & He, X.（2013）。萤火虫算法：最新进展与应用。《国际群体智能杂志》，*I*(1)，36–50。doi:10.1504/IJSI.2013.055801

Habiba Drias 于*1984*年在美国俄亥俄州克利夫兰的*CWRU*获得计算机科学硕士学位，并于*1993*年在巴黎第六大学（法国）的合作项目中，从阿尔及利亚阿尔及尔的*USTHB*获得计算机科学博士学位。自*1999*年以来，她一直是*USTHB*的正教授，并领导人工智能研究实验室（*LRIA*）。此前，她曾担任*USTHB*计算机科学研究所所长及阿尔及利亚国家信息学研究所所长。她在知名国际会议论文集和期刊上发表了*200*多篇论文，指导了*25*篇博士论文、*38*篇硕士论文和*31*个工程项目。*2013*年，她获得阿尔及利亚计算机科学斯高帕斯奖；*2015*年，她经国际学者评审团遴选，成为阿尔及利亚科学技术学院（*AAST*）的创始成员。

*Bendimerad Lydia Sonia*目前在阿尔及利亚胡阿里·布迈丁科技大学攻读博士学位二年级，热衷于研究、现代化和新技术。

*Yassine Drias*于*2017*年获得米兰比可卡大学人工智能博士学位。此前，他在阿尔及尔科技大学与法国普瓦捷国立高等机械与航空技术学校合作攻读智能信息系统硕士学位，并于*2013*年毕业。他目前的研究主题包括元启发式算法、网络信息觅食、多智能体系统、仿生计算和数据挖掘。他的研究成果已发表于计算机科学期刊，并收录于国际会议论文集。