

文章编号:1672-3813(2025)01-0000-00;DOI:10.13306/j.1672-3813.2025.01.000

群体智能视角下的高等生物仿生计算:问题分析与综合评述

肖人彬¹, 邬博文¹, 赵嘉², 陈峙臻³

(1. 华中科技大学人工智能与自动化学院, 武汉 430074; 2. 南昌工程学院信息工程学院, 南昌 330099;
3. 格林威治大学商学院, 英国 伦敦 SE10 9LS)

摘要: 聚焦高等生物, 从涵盖群智能和众智能的群体智能整体视角, 对仿生计算中存在的问题进行分析并展开综合性评述, 提出并阐释若干新的观点和见解。在对高等生物(涉及基本高等生物、常规高等生物和类人高等生物)仿生计算研究进展进行概述的基础上, 针对群智能优化中以“动物园算法”为标志的造算法之风, 发现研究中出现的回流现象, 从仿生—计算维度和问题—方法维度对造算法之风的形成原因给予合理解读。进而给出解决问题的整体思路, 提炼形成群体智能仿生计算的两个主要发展方向, 强调仿生行为向合作行为方向的拓展在群体智能仿生计算发展方向上处于主导地位; 针对群智能优化研究存在的困难, 提出需要重点发力实现突破的 5 个瓶颈问题; 基于“隐喻式仿生计算—规范仿生计算—复杂仿生计算”的整体视图, 倡导复杂仿生计算的智能计算新范式, 为高等生物仿生计算引领方向。

关键词: 群体智能; 仿生计算; 合作行为; 灵长类; 动物园算法; 智能计算范式

中图分类号: TP18; TP273

文献标识码: A

Bionic Computing in Higher Organisms from the Perspective of Collective Intelligence: Problem Analysis and Comprehensive Review

XIAO Renbin¹, WU Bowen¹, ZHAO Jia², CHEN Zhizhen³

(1. School of Artificial Intelligence and Automation, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China;
2. School of Information Engineering, Nanchang Institute of Technology, Nanchang 330099, China;
3. Business School, University of Greenwich, London, SE10 9LS, UK)

Abstract: This paper focuses on higher organisms. From the perspective of collective intelligence as a whole, which encompasses swarm intelligence and crowd intelligence, this paper analyzes and develops a comprehensive review of the problems in bionic computing, and also proposes and explains a number of new perspectives and insights. On the basis of an overview on the research progress of bionic computation in higher organisms (including fundamental higher organisms, regular higher organisms and quasi-man organisms), we find the reflux phenomenon in the research on the trend of making algorithms in the optimization of swarm intelligence, and give a reasonable interpretation of the reasons for the formation of the trend of making algorithms in the bionic-computational dimension and the problem-method dimension. In turn, the overall idea of problem solving is given, and the two main development directions of bionic computing for collective intelligence are refined and formed. Emphasis on the expansion of bionic behavior towards cooperative behavior is dominant in the direction of collective intelligence bionic computing development. Aiming at the difficulties existing in the research of swarm intelligence optimization,

收稿日期: 2024-11-15; 修回日期: 2024-12-18

基金项目: 科技创新 2030—“新一代人工智能”重大项目(2018AAA0101200)

第一作者: 肖人彬(1965-), 湖北武汉人, 博士, 教授, 主要研究方向为群体智能、大规模个性化定制、复杂产品创新设计、网络舆情传播与治理等。

five bottlenecks that need to be focused on to achieve breakthroughs are proposed. Based on the overall view of “metaphorical bionic computing-normative bionic computing-complex bionic computing”, we advocate the new paradigm of intelligent computing of complex bionic computing, and lead the direction for higher organism bionic computing.

Keywords: collective intelligence; bionic computing; cooperative behavior; primate; zoo algorithm; intelligent computing paradigm

0 引言

当代科学的发展日新月异,“探索复杂性”正在成为其颇具挑战性的研究前沿之一。复杂性的表现载体是复杂系统,而复杂系统的典型代表则是生物系统^[1],人工智能驱动的复杂系统研究正在蓬勃兴起^[2]。伴随着计算手段的成熟化和计算技术的快速提升,借助仿生计算来探索不同系统各种各样的复杂特性无疑是一种重要途径。

归根究底,系统的复杂性源于实际,即来源于现实世界中客观对象的多样性。在现实世界中面对处理实际问题时往往追求的是尽可能做到最优,使得相关各方都能满意,由此形成通常听到的“优化问题无所不在”的说法,此处的优化问题指的是广义趋优^[3]。而在逻辑世界中,优化问题通常借助数学模型来描述,这样的优化问题相对而言是狭义的,即一般所说的优化问题指的是能用数学优化模型(包括目标函数、约束条件和决策变量三要素)表达的问题。

尽管狭义优化问题与广义优化问题相比,其所适用的范围缩小了,但在工程、信息和物流管理等一些领域,优化问题几乎随处可见,相应的研究工作层出不穷,有关的文献资料不胜枚举。从优化目标来看,优化问题研究始于单目标优化,随后发展到多目标优化,现在进一步关注的是超多目标优化问题^[4]。根据优化模型中的变量特征,优化问题分为连续型的函数优化和离散型的组合优化两大类,一般来说,较之组合优化问题,函数优化问题相对来说比较容易解决。

求解优化问题的算法可以分为基于数学推导操作的精确算法和非精确的启发式算法两大类,精确算法适于求解相对简单的函数优化问题。启发式算法如果不依赖具体问题,则称为元启发式算法^[5]。元启发式算法不依赖于特定问题领域的知识,而是提供一种通用的框架来搜索问题的解空间,以找到近似最优解。由于大量源于实际的组合优化问题都被证明是 NP 难问题,在计算上存在着组合爆炸现象,目前求解组合优化问题基本上采用的是元启发式算法,有时也称为智能优化算法。

元启发式算法大致可以分为 4 类:基于进化的算法,基于种群的算法,物理/化学启发的算法和人类行为启发的算法^[6],如图 1 所示。在基于进化的算法中,影响最大的无疑是遗传算法;基于种群的算法以群智能优化算法为代表。基于自然现象的物理/化学启发的算法中,模拟退火算法^[7]最为人熟知。人类行为启发的算法借鉴参考了人类在解决问题和适应环境方面的思维和学习方式,如头脑风暴优化算法^[8]、教与学优化算法^[9]。而在上述 4 类元启发式算法中,当前以基于种群的群智能优化算法发展最为迅速,它采用的正是仿生计算途径。

群智能优化算法主要模拟的是群居生物群体(如社会性昆虫)的觅食行为,属于仿生计算的范畴,所以也被称为群智能仿生计算。从仿生角度来看,群智能的仿生原型主要是低等生物(以虫鸟鱼为代表),只是群体智能的初级阶段;而互联网环境下以人为中心的群体智能(称为众智能)^[10]才是群体智能的高级阶段。所以群体智能包括群智能和众智能两个不同的发展阶段^[11],这两个阶段的主要仿生行为也不同,前者重点模拟低等生物及某些高等动物的觅食行为,后者关注的是以合作行为为主的人类多样化行为^[12]。由于本文所涉及到的仿生原型限制在动物范围内,所以高等(低等)生物指的是高等(低等)动物。

在众智能研究方面开展的工作并不鲜见,已有不少文献研究^[13],如关于众包的前沿探索^[14],但这些工作缺

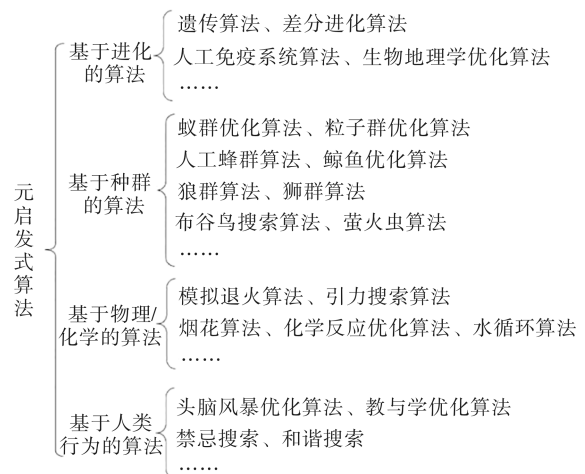


图 1 元启发式算法分类^[6]

Fig. 1 Meta-heuristic algorithm classification

乏众智能与群智能之间的联系。针对人类的合作行为,不少学科(如政治学^[15])领域都有研究,通常是在宏观层面展开的。从生物微观层面探索人类合作行为,难度颇大,主要原因在于无法以人类为对象进行可控实验。考虑到群智能与众智能之间的衔接关系,高等生物的仿生计算可以提供一条推进众智能研究的有效途径^[16]。据此本文从群智能与众智能相关联的群体智能整体研究视角,将高等生物的仿生计算作为逼近探索人类合作行为的一条有效途径,围绕该主题进行问题分析并展开综合评述。下面根据生物学知识,对具有代表性的高等生物加以阐释。

生物分类单位由大到小是界、门、纲、目、科、属、种^[17]。界是最大的分类单位,最基本的分类单位是种。分类单位越大,共同特征就越少,包含的生物种类就越多;分类单位越小,共同特征就越多,包含的生物种类就越少。在动物学中,高等动物一般指的是身体结构复杂、组织和器官分化显著并具有脊椎的动物,也就是说,脊椎动物都属于高等动物,无脊椎动物为低等动物。群智能优化算法始于蚁群算法^[18],该算法的仿生原型——蚂蚁就属于低等动物;而粒子群算法的仿生原型——鸟^[19]和人工鱼群算法^[20]的仿生原型——鱼则是高等动物。另一方面,高等动物和低等动物是人为的相对概念;自然界所有的生物都能相对于某一种或若干种生物来说是高等的,也可以是低等的。鸟和鱼均属于动物界的脊索动物门(脊椎动物亚门),它们具有高等动物的基本特征,只能算是基本高等动物(生物)。

哺乳动物以胎生以及其幼崽由母体分泌的乳汁喂养长大为突出特征,是动物世界中形态结构更高等、生理机能更完善的动物。哺乳动物具有比较发达的大脑,因而能产生比其他动物更为复杂的行为,并能不断地改变自己的行为,以适应外界环境的变化。从群智能仿生计算的角度,海洋中的鲸鱼、陆地上的狼和狮子是哺乳动物的典型代表,可称为常规高等动物(生物)。

在哺乳动物中,灵长类动物与人类有着紧密的联系。例如,黑猩猩是与人类亲缘关系最近的现生动物^[21],人类与黑猩猩的基因差异很小,显示出两者之间的亲缘关系非常近。此外,灵长类动物与人类在行为、社会结构等方面也存在许多相似之处,如使用工具、具有复杂的社会组织等。从生物学的角度来看,人也是灵长类动物的一员,与其他灵长类动物共享许多生物学特征和行为习性。因此,本文将以黑猩猩为代表的非人灵长类动物称为类人高等动物(生物)。

下面先对 3 类高等生物仿生计算的研究情况进行概要性论述和说明,在此基础上,剖析群智能优化研究中存在的造算法之风的问题并阐释其成因。

1 高等生物仿生计算研究概况

1.1 基本高等生物仿生计算

基本高等生物(动物)在高等生物(动物)中处于低端,本文所说的基本高等动物以鸟和鱼为代表,其中对于鱼是否算作高等动物还存在着不同观点的争论。在以鸟为生物原型的群智能仿生计算中,粒子群算法广为人知^[19],研究文献众多(在知网上用“粒子群算法”检索到的文献约为 50 000 条,如果计入其别名,如“微粒群算法”等,检索到的文献会更多)。

文献[20]基于鱼群行为的结构和功能特点^[22],采用动物自治体的模型,通过模仿鱼群的觅食行为、聚群行为和追尾行为,提出了一种自下而上的新型寻优模式——人工鱼群算法。其后又有一些改进算法^[23]和较多应用,显示出该算法的求解优势,详见文献[24]对人工鱼群算法的相关改进方法和部分应用成果的论述。上述人工鱼群算法是中国学者提出并在中文期刊上发表,外国学者了解很少。城市交通路线问题(Urban Transit Routing Problem, UTRP)是一个高度复杂、具有多重约束的实际问题,希腊学者提出了一种可有效解决 UTRP 问题的人工鱼群优化算法^[25],所开发的算法的计算结果明显占据优势,这对于交通系统吸引乘客来说至关重要。近年来,出现了一些针对特定种类鱼的群智能优化算法,由于这些算法的仿生原型过于专门化,其适用范围有一定的局限性。例如电鳗觅食优化算法^[26]的提出受到大自然中电鳗所表现出来的群体觅食行为启发,该算法对交互、休息、狩猎和迁徙 4 种关键觅食行为进行数学建模,根据电鳗的觅食特征揭示了不同的觅食模式。

1.2 常规高等生物仿生计算

本文所说的常规高等生物(动物)主要是指不包括灵长类在内的哺乳动物,以海洋上的鲸鱼和陆地上的狮子、狼为代表。

科学界普遍认为生命起源于海洋,而大型鲸鱼是海洋食物链的最高级消费者,鲸鱼在生物分类上属于鲸目。座头鲸的特殊狩猎方式称为发泡网攻击法。Mirjalili 等根据座头鲸的发泡网攻击行为提出了鲸鱼优化算法

(whale optimization algorithm, WOA)^[27]。WOA 算法通过数学模型模拟了该过程,其算法原理可以归纳为 3 个步骤:1)包围猎物,鲸鱼群中个体从各个角度向猎物接近;2)螺旋式攻击,个体以螺旋形式向猎物包围同时收缩包围圈;3)搜索狩猎,除了向最优个体靠近外,部分鲸鱼个体会偏离群体探索新区域。虎鲸算法(Killer whale algorithm, KWA)的灵感来源于虎鲸的捕猎行为,它模仿了虎鲸群所特有的基于回声定位的狩猎行为,其算法原理包括回声定位、包围猎物和集群搜索三个环节^[28];文献^[28]介绍的 KWA 算法可以有效解决连续函数优化问题,特别是噪声测试函数的优化。

在陆地哺乳动物中,狮子和狼通常是猫科和犬科最具代表性和食物链高等级的物种。以狮群作为仿生原型,近年来研究者提出了一些仿生算法。Rajakumar^[29]根据狮子的群体行为设计一种求解连续优化问题的狮子算法(Lion's algorithm, LA),它的主要算子包括交配、领地竞争、领地接管:1)交配,交配发生于雄性和雌性狮子之间;2)领地竞争,领地竞争是在群居雄性和游牧雄性狮子之间进行的,代表对现有解决方案(群居狮子)和新生成的解决方案(游牧狮子)进行评估的过程;3)领地接管,领地接管是在旧群居和新群居雄性狮子之间进行。与 LA 思路相似,Wang 等^[30]提出一种狮群优化算法(lion pride optimizer, LPO)。它采用 3 种主要的进化策略:1)两个最优个体占据狮群的全部交配资源;2)新后代中最优个体将被训练得更强壮;3)进化停滞导致新个体接管。在多个基准函数的测试中,LPO 算法在单峰和多峰优化问题上表现优异。LA 和 LPO 算法侧重模仿狮子的交配和竞争行为。然而,狮子除了交配和竞争外还有着丰富的群体行为,如特殊的捕猎方式、领土标记、迁徙、以及群居和游牧狮子的行为模式差异等。Yazdani 等^[31]根据对狮子孤立和合作行为的模拟设计了狮子优化算法(lion optimization algorithm, LOA)。LOA 着重关注群居和游牧狮子身份的相互转换,设计翼型狩猎、领地迁徙、种群平衡等算子。

依托狼群作为仿生原型,近年来研究者提出许多仿生计算方法,如灰狼优化(grey wolf optimizer, GWO)^[32]、狼群算法(wolf pack algorithm, WPA)^[33]、郊狼优化算法(coyote optimization algorithm, COA)^[34]。

1.3 类人高等生物仿生计算

类人高等生物(动物)在非人高等生物(动物)的等级中处于最高端,主要是指非人灵长类的人科动物,包括猩猩、大猩猩和黑猩猩,重点关注的是黑猩猩。猩猩作为基因组最接近人类的动物得到仿生学者的广泛关注,它归属于猩猩科,其下分为大猩猩属和黑猩猩属。大猩猩属是灵长类中体型最大者;黑猩猩属包括黑猩猩和倭黑猩猩,黑猩猩属是已知仅次于人类的最聪慧的动物,其行为和社会行为都更近似于人类,在人类学研究上具有重要意义。以猩猩作为仿生原型,学者提出了黑猩猩优化算法(chimp optimization algorithm, ChOA)、大猩猩优化算法(artificial gorilla troops optimizer, AGTO)、倭黑猩猩优化器(bonobo optimizer, BO)。

Khishe 等^[35]提出的 ChOA 主要模拟了黑猩猩以狩猎为主的社会行为。ChOA 中黑猩猩群的主要特点表现在个体多样性和社会动机两个方面。个体多样性指的是黑猩猩群中个体间的能力智力的不同,黑猩猩会根据自己的特殊能力来负责狩猎行动不同部分。除了群体狩猎的优势外,社会动机描述了黑猩猩狩猎成功带来的社会地位,这种刺激会使黑猩猩有时忘记它们在接下来狩猎过程中的责任。ChOA 的算法原理可以总体归纳为 3 个步骤:1)驱赶猎物,个体都会根据猎物的位置而改变自身位置;2)群体攻击,在驱赶者、拦阻者、追逐者角色的黑猩猩对猎物进行包围后,由群体中的攻击者角色进行狩猎过程;3)社会动机,获得一定量食物后部分黑猩猩会不顾个人职责而陷入混乱的抢食状态。

Abdollahzadeh 等^[36]提出的 AGTO 主要模仿了大猩猩群的个体迁移和求偶竞争行为。对于个体迁移,雄性和雌性大猩猩经常倾向于迁徙出原生群体,吸引迁徙个体而形成新的群体。留在原生群体的雄性大猩猩会在成年后与称为银背的雄性领导者交战,试图取得群体统治权。任意大猩猩群中都存在着激烈的求偶竞争。AGTO 的算法原理总体上包括 2 个步骤:1)探索阶段,对应了个体迁移的三种模式,大猩猩会向已知/未知/同伴地点进行迁移;2)开发阶段,大猩猩群会跟随银背大猩猩移动,并在过程中发生求偶行为。

Das 等^[37]受到倭黑猩猩的繁殖行为启发提出 BO 算法。倭黑猩猩的社会群体由裂变融合的多个子群组成,而不同多个子群之间经常发生交配关系。BO 的算法原理可以总体归纳为 3 个步骤:1)个体选择,根据分裂-融合社会方法选出参与交配的倭黑猩猩;2)混杂交配,区别于大猩猩,倭黑猩猩的领导者由雌性 alpha 担任,alpha 会与群体中其他低等级倭黑猩猩交配;3)群外交配策略,雌性倭黑猩猩经常离开原生子群,与其他子群的雄性进行交配,目的是为了最大限度地提高繁殖成功的机会,保持遗传多样性。

上述文献表明类人高等生物不仅是最近几年仿生计算的重要方向之一,而且其中的黑猩猩作为生物原型获得了较多关注,其仿生算法 ChOA 数量更多、涉及问题类型更加全面。然而,ChOA 侧重模拟黑猩猩的狩猎行

为,实际上除此之外,黑猩猩还拥有丰富的合作性群体行为,有待今后进一步研究。

2 问题分析

上面针对高等生物的仿生计算,分为 3 个层次(基本高等生物、常规高等生物、类人高等生物),对相关研究状况进行概要论述,其中主要内容属于群智能优化的范畴。有鉴于此,下面从群智能优化算法存在的问题分析入手,探索群体智能仿生计算的发展方向。

2.1 群智能优化中的造算法之风

半个多世纪以来,元启发式算法(智能优化算法)发展迅速,各种新型算法层出不穷,其中尤以群智能优化算法表现得最为引人注目。据初步统计,目前以学术期刊发表方式在近十年内提出的各种群智能优化算法就达数百种之多,例如:蜻蜓算法^[38]、帝企鹅优化器^[39]、蛇优化器^[40]、金豺优化算法^[41]、长鼻浣熊优化算法^[42]、蜣螂优化器^[43]、松鼠搜索算法^[44]、红尾鹰算法^[45]、冠豪猪优化器^[46]、河马优化算法^[47]、麋鹿群优化器^[48]、角蜥优化算法^[49]、秘书鸟优化算法^[50]、红嘴蓝鹊优化器^[51]、北极海鹦优化算法^[52]、黑鹰优化器^[53]、褶边蜥蜴优化算法^[54]、吸血水蛭优化器^[55]。

上面列举的算法至少一半是在最近三年内提出的。在如此短的时间有这样的算法提出,一方面展示出群智能优化研究的热门,另一方面也说明群智能优化研究中存在严重的偏差,即造算法之风盛行。

近年来群智能研究提出的诸多优化算法整体上处于零散的盲人摸象状态,彼此之间几乎没有关联性。大部分算法的仿生原型拘泥于特定细化种类的动物群体,过于专门化,有的甚至很少被人所知;同时缺乏对仿生原型的细致考察和深入分析,只是通过直接模仿动物的某些行为,借助随机性算例来证实算法的有效性,由此形成的算法说服力明显不足。透过现象看本质,这些算法尽管源于仿生原型的名称不一样,但算法在仿生原理的实质性内容方面却是大同小异。所以学术界一些有见识的专家常以“动物园算法”之称谓对这类研究进行调侃并加以抵制。群智能优化研究中的造算法之风已持续多年,近年来愈演愈烈。十余年前,国外就有学者以嘲讽的方式撰写论文《A spectral approach to ghost detection》,对“动物园算法”提出尖锐批评^[56]。

2.2 关于群智能优化中造算法的形成原因分析

群智能优化研究中为什么会盛行造算法之风,下面从仿生—计算维度和问题—方法维度加以论述说明。

将仿生计算分解为仿生和计算两个维度进行考察,其二维结构描述如图 2 所示。纵向的仿生维指的是仿生原型,从下到上表示从低等到高等,依次排列的是:非动物界的微生物、动物界的社会性昆虫、脊椎动物、非灵长类哺乳动物、非人灵长类动物,而每一类生物原型下面括号列出的是其主要代表,例如,细菌和病毒是微生物的代表。横向的计算维指的是计算方法(算法),从左到右代表算法的性能提升。受到普遍认可的群智能优化算法源于社会性昆虫的仿生^[57],其后两头发展,宏观上扩展到脊椎动物、哺乳动物、灵长类动物,微观上延伸到微生物。迄今为止,群智能优化算法的仿生原型集中在以蚂蚁、蜜蜂为代表的社会性昆虫和以鸟、鱼为代表的脊椎动物上,如图 2 中实线阴影所包含的部分所示。若将大量的群智能优化算法研究隐喻为洪水流动,则实线阴影内的区域地势会迅速升高(由于研究过多所致),而其外部地势低洼(由于研究过少所致),这样实线阴影内区域的洪水就会出现回流现象,在自然界,回流的洪水将流入实线阴影区域外的低洼地方。

与上面分析类似,还可以从问题和方法两个维度作进一步说明,其二维结构描述如图 3 所示。纵向的问题维指的是问题对象,即仿生原型行为,主要包括两大类,一类是群智能优化算法所仿生的行为,最常见的是觅食行为^[58],其他还有定位行为和繁衍行为^[3],鉴于搜索是寻找优化解的基本操作,这些行为都属于基于搜索的行为,如图 3 中实线阴影所包含的部分所示;另一类是基于合作的行为^[21],表现的是生物利他行为。横向的方法维指的是仿生算法,从左到右代表算法的性能提升。类似上面的分析,实线阴影内区域的洪水也会出现回流现象,同样在自然界,回流的洪水将流入实线阴影区域外的低洼地方。

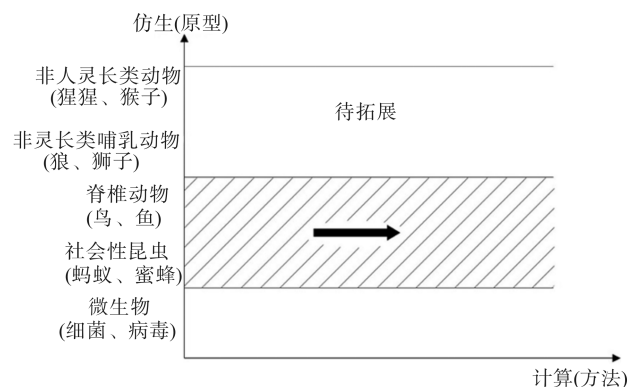


图 2 仿生-计算的二维结构描述

Fig. 2 Two-dimensional structural description of bionic-computation

综上所述,群智能优化中造算法的形成原因在于仿生—计算维度和问题—方法维度都出现了不匹配,存在着回流现象。一方面作为仿生来源的原型对象局限于较为简单动物,另一方面作为算法来源的计算对象拘泥于搜索行为,这就使得仿生计算中的“仿生”弱,“计算”强,可以形象地表示为:仿生<计算。鉴于目前仿生计算中的仿生部分过于弱化,学术界有的趋向于采用“基于隐喻的算法”这样的表述,暗示着这类算法严谨性存在不足,科学性不够充分。最近,国际期刊《ACM Transactions on Evolutionary Learning and Optimization》指出:还有越来越多的基于隐喻的算法,虽然使用非常不同的术语,但在大多数情况下,它们在技术上仅与现有算法略有不同。这种使用不同的隐喻和术语的做法阻碍了算法的比较和科学的进步,据此该刊不再支持这类算法论文的发表。

上述隐喻式仿生计算由于缺乏针对仿生原型特征的深度提炼和仿生行为特性的丰富展现,只是盲目地展现算法方面的策略技巧,导致新提出的算法大多数都缺乏实质性创新,于是造算法之风盛行起来。某些情况下,仿生原型虽然提升到灵长类动物,但仿生行为还是拘泥于搜索行为以实现优化,这类算法(如黑猩猩优化算法^[35]、猴群算法^[59]、蜘蛛猴优化算法^[60])的意义仍然有限。

3 综合评述

第2节针对群智能优化研究中存在的造算法之风的问题展开分析,继而提出一个隐喻类比模型解释其形成原因。本节进一步超越群智能优化范畴,从群体智能的整体视角进行综合性评述,提出若干新的观点和见解。

3.1 群体智能仿生计算的发展方向

2.2节针对群智能优化的造算法之风,提炼出基于回流现象的解释,剖析其形成原因。如图2和图3所示,在自然界,回流的洪水将流入实线阴影区域外的低洼地方,即待拓展的区域,它在图3中已明确标识出来。图2中有3个区域,由于本文讨论的仿生原型都是动物,所以对该图中的微生物区域不予考虑,这样待拓展区域处于图中阴影区域的上部,见图2中已标识出来的区域。

2.2节的解读和诠释也蕴含着群体智能仿生计算的发展方向,具体延伸说来,主要就是在两个方面进行拓展:1)仿生原型向更高等动物方向拓展。目前应以非灵长类哺乳动物为主攻方向,今后进一步围绕非人灵长类动物,将其作为仿生原型开展深入研究,使之成为向基于互联网的以人为中心的众智能研究的一种直接过渡途径。2)仿生行为向合作行为方向拓展。动物的生存既面临激烈的竞争,又需要一定的合作,其行为可分为竞争与合作两大类。一般来说,竞争追求的是相对单一的局部最优,通常比较直观,主要以感知能力为基础;而合作追求的是综合性的全局最优,多种要素并存,更多地依赖于认知能力;所以,合作是比竞争更高级的能力^[2]。通过仿生计算探索动物的合作行为方式及其内在机理比研究以搜索行为为代表的竞争行为更具有挑战性。

上述两个发展方向互相关联,存在密切的互动关系。在两个发展方向中,前者固然重要,后者则更为根本,也更具有实质性意义,因此它应该在群体智能仿生计算发展方向上处于主导地位。例如,文献[61-63]在国内率先开展群智能劳动分工研究,虽然仿生原型仍然是社会性昆虫(属于低等生物),但超越了群智能优化研究范畴,属于生物合作行为的仿生计算研究,因而具有相应的引领作用。

从第1节关于高等生物仿生计算研究进展的概要说明来看,基本高等生物的仿生行为对象大部分都是以觅食行为为中心,而常规高等生物的仿生行为对象主要是狩猎行为。狩猎行为与觅食行为颇为相似,都是为了获取食物,不过也有一些不同之处。狩猎行为的捕获对象通常是动态敏捷的活体动物,实现难度一般较大,需要群体成员充分合作,例如进行围猎。觅食行为的目标对象通常是静止或者稳态物体(如蚂蚁啃骨头),主要依赖搜索操作;鉴于搜索是一种寻找最优解的基本手段,所以以觅食行为为仿生对象所形成的算法几乎都是优化算法。而以狩猎行为为仿生对象所形成的算法本来应以合作行为仿生为主,据此拓展形成群体智能合作行为仿生计算的新领域;但由于受到优化算法的先入之见的束缚,现有针对常规高等生物仿生行为的计算研究几乎都淡化和忽视了合作行为的作用,继续突出的是搜索寻优的功效,因此目前所提出的算法绝大部分仍然属于群智能优化算法。这无疑群体智能仿生计算研究的一个缺憾。

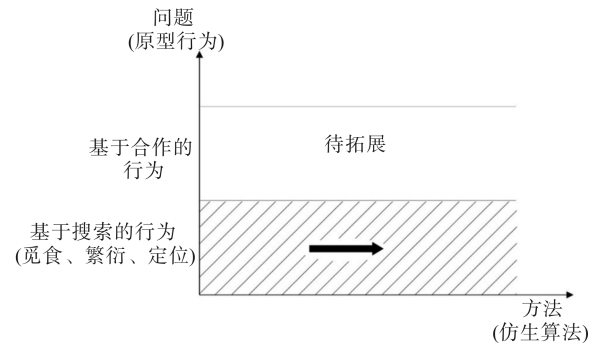


图3 问题-方法的二维结构描述

Fig. 3 Two-dimensional structural description of problem-method

本文所说的类人高等生物是指非人灵长类动物,其仿生行为对象较之常规高等生物的狩猎行为,展现出更为复杂化的特征,其中的重要标志是存在牺牲自己利益而协助其他个体的利他行为^[21],这是一种高级的合作行为。从 1.3 节对类人高等生物仿生计算的概要说明来看,以类似利他行为这样的合作行为作为仿生对象的有关算法尚未出现;目前关于类人高等生物的仿生计算仍然拘泥于优化算法,如黑猩猩优化算法^[35]。

合作意识驱动的人类合作行为有目共睹,人类合作行为的产生可看成是一种众智能的涌现形式。但由于不能进行可控实验,对人类合作机理的探索仍然困难重重。已有研究表明^[64]:黑猩猩也能自发产生密切的合作行为。该文献设计了一个大胆的共同拉拽实验(11 只共同生活了超过 20 年的黑猩猩一起参与实验,以模仿自然状态),来验证人们印象中争强好胜的黑猩猩,到底能不能为了合作而暂缓竞争;结果显示:在每次 1 小时、共计 94 小时的间断实验中,研究人员们观察到,尽管竞争性的互动出现了超过 600 次,但黑猩猩们进行了惊人的 3 656 次成功协作。这项数据展现出了黑猩猩超乎想象的合作能力,也说明基于黑猩猩与人类的密切亲缘关系,通过黑猩猩这些类人高等生物合作行为的仿生计算可以充分逼近和揭示人类的合作行为机理,是一条通向众智能仿生计算的有效途径。

3.2 群智能优化的发展方向

2.1 节指出群智能优化研究中存在着造算法之风的偏差,2.2 节剖析了其形成原因。这并不意味着群智能优化缺乏研究价值,而是强调指出目前的智能优化研究未能充分把握关键性的瓶颈问题,追求表面形式上的东西较多,缺乏深层次的探索。群智能优化要突破现有研究中的瓶颈问题,需要在几个方向发力:

1) 群智能优化解决的是多目标优化问题(单目标优化可视为其中一种特殊情景),对于多目标优化问题,由于往往面临多峰情况,存在多个局部最优解,其求解易陷入局部最优而出现早熟(premature)现象,为此在目标空间要对多样性和收敛性进行平衡,映射到决策空间中,就是要实现探索与开发之间的平衡^[65],例如引导学习策略的提出即是为了解决探索与开发的平衡问题^[66]。这两个平衡之间是相互影响、相互促进的,前者为后者建立了基础,后者可为前者提供潜力^{[69]7}。

2) 针对群智能优化的盲人摸象式研究现状,致力于建立群智能优化算法的分类谱系关系图。由于“没有免费午餐定理”^[68]从理论上证明了不存在适宜解决所有优化问题的普适性元启发式算法,为此需要挖掘不同群智能优化算法之间的相互关系,梳理它们之间的关联结构,揭示它们之间的内在联系,今后应重点关注的主要问题包括:算法等价形式(同构形态)的判别;核心操作算子的相似性分析;群智能优化算法的精准分类。

3) 鉴于优化问题同时含有 3 个以上相互冲突的目标函数的超多目标优化问题具有难以寻优的高维目标空间,其研究颇有挑战性^[4]。当问题的目标数增多时,种群中非支配解的比例会急剧增大,这时基于 Pareto 支配的选择机制不能像处理低维目标时那样给予种群足够的选择压力,由此导致种群的进化减慢甚至停滞^[69]。开发有效求解超多目标优化问题的进化算法(以群智能算法为主)刻不容缓,虽然目前已有一些研究工作,但缺乏突破性成果,有待今后加强充实。

4) 通过标准测试集上的实验来证实求解多目标优化问题的群智能算法的有效性是不充分的。应努力加大现实场景下应用群智能优化算法解决实际问题的力度,通过场景驱动的实践有效性来展示理论层面的算法有效性,才是一条具有说服力的可信途径。同时,通过算法理论层面的原理性深入研究(如算法收敛性证明、算法中的信息反馈机制^[69]),可以进一步加强算法有效性的说服力。

5) 复杂场景下实际问题的解决依赖单一算法难以奏效,往往需要借助多种算法的协同作用,通过取长补短,形成综合效应,发挥整体优势。根据这一思路,群智能优化算法与其他算法的多策略集成也是今后研究的一个值得关注的发展方向。

在算法等价形式(同构形态)的判别方面,文献[70]所开展的研究工作颇有意义,也不乏启发性。该文针对 6 种广泛传播的用于解决连续优化问题的算法(灰狼、飞蛾、鲸鱼、萤火虫、蝙蝠和蚁狮算法),进行了一种基于组件的严格分析;这 6 种算法都可看作基于隐喻的算法。文中分析了启发这些算法的隐喻所发挥的作用,以明了它们的使用是否为元启发式研究带来了真正新颖和有用的概念。结果表明 6 种算法中提出的思想已经在元启发式的研究文献中存在多年,而这些自称新颖的算法中的主要新颖之处在于采用了新隐喻衍生出的 6 种不同术语。文中进一步分析了为什么启发这些算法的隐喻具有误导性,因而最终无法成为提出有效优化算法的灵感来源。文献[70]的研究诠释了“动物园算法”的另外一个产生原因,即形式上的新颖算法本质上是已有成熟算法的变体。

总体而言,群智能优化研究大致可以分为两大类:一类是策略引导型研究(例如上面列举的第 5 点),它以计算复杂性为主体,在现有研究中占据主导位置;另一类是原理驱动型研究(例如上面列举的前 3 点),它以结构复

杂性为主体,代表了该领域未来研究的发展方向

3.3 复杂仿生计算及其发展态势

本文聚焦高等生物,对现有文献资料的分析和相关研究内容的评述旨在为仿生计算开辟一个新的方向,提出复杂仿生计算的智能计算新范式,将仿生计算推进到复杂仿生计算的新阶段。复杂仿生计算的主要特征可以概括为:

1)复杂仿生计算的提出是智能计算范式在复杂性科学推动下发生转变的产物。从复杂性视角来看,伴随着外界环境从稳态环境到剧变环境,追求目标从效率时代到精准时代,问题特性从良性结构到不良结构,研究方式从方向导向到问题导向,智能计算范式正在发生转型,即从计算复杂性研究主导转向以结构复杂性研究为主。与这种范式转变相适应,仿生计算正在向复杂仿生计算方向发展。

2)为了顺应复杂仿生计算的发展趋势,生物原型行为仿生也在趋于复杂化,群体智能的发展就是一个证明。3.1节明确了群体智能仿生计算中互相关联、共同进化的两个主要发展方向,并且突出了仿生行为向合作行为方向拓展的重要意义,其原因在于:高等生物的群体行为以常规性合作为主,以竞争为辅;人作为万物之灵,则以认知为其所长,其群体行为以集体意向为基础,以共享型合作为主,竞争只是处于从属位置^[12]。

3)合作的形成依赖于参与方的反复交互,而沟通是交互的基础。低等生物一般采用间接方式沟通(如 stigmergy^[71]);高等生物则是直接沟通,例如狮群能够通过体态、面部表情、声音、梳理毛发、气味等通讯方式传递信息^[12];人类的沟通是合作型的,不仅采用的是直接方式(如语言、手势等),而且还能共享意向^[72]。随着沟通方式的深化,相应的计算手段趋于复杂化。

群体智能视角下的仿生计算的发展方兴未艾,其初创时期的表现比较平稳,形态较为规范,可称之为规范仿生计算。随着以“动物园算法”为标志的造算法之风的兴起,形成了“隐喻式仿生计算”形态。本文进一步提出并倡导“复杂仿生计算”的新范式,从而勾勒出“隐喻式仿生计算—规范仿生计算—复杂仿生计算”的整体视图。对于“隐喻式仿生计算”应该逐渐摒弃,对于“规范仿生计算”应该在继承的基础上加以发展和完善,而对于“复杂仿生计算”则应该加强引导并大力推进。

复杂仿生计算的提出顺应了仿生计算复杂化发展的客观要求,呈现出面向真实情景、原型趋向人类、行为趋于多样、深层机理探究的整体发展态势。

4 结语

群智能和众智能是构成群体智能的相互关联的两个主体组成部分,本文以高等生物的仿生计算作为一条有效的进化途径,从群体智能的整体视角探讨生物行为仿生的前沿问题。文中在对高等生物(涉及基本高等生物、常规高等生物和类人高等生物)仿生计算研究进展进行概述的基础上,展开问题分析,针对群智能优化中以“动物园算法”为标志的造算法之风,从仿生—计算维度和问题—方法维度进行剖析,借助隐喻说明,发现群智能优化研究中出现的回流现象,对造算法之风的形成原因给予合理解读。

本文在对上述造算法问题进行分析的基础上,进一步给出解决问题的整体思路,为此通过综合评述的方式,提出并阐释几个新的观点和见解:

1)明确了群体智能仿生计算的两个主要发展方向:一是仿生原型向更高等动物(如非人灵长类动物)方向拓展;二是仿生行为进一步向合作行为方向拓展,并且后者在群体智能仿生计算发展方向上处于主导地位。2)提炼出群智能优化研究中需要重点发力实现突破的5个瓶颈问题,包括:决策空间中的探索与开发之间的平衡,群智能优化算法的分类谱系关系图的建立,有效求解超多目标优化问题的群智能算法开发,从场景驱动和原理探究两方面提升群智能优化算法的可信性,基于多策略集成提升群智能优化算法的有效性。3)倡导复杂仿生计算的智能计算新范式,勾勒出“隐喻式仿生计算—规范仿生计算—复杂仿生计算”的整体视图并提出了各自相应的应对形式。

鉴于高等生物仿生计算的发展方向是围绕合作行为仿生展开,今后高等生物合作行为仿生的群体智能研究应该进一步强调和重视三个方面的知识学习:在目标层面,加强问题驱动模式,学习并构建仿生计算的问题谱系;在微观层面,以动物行为学为基础,加强仿生原型行为的学习;在宏观层面,以社会生物学为基础,加强生物社会知识的学习。

参考文献:

[1] 肖人彬. 群集智能特性分析及其对复杂系统研究的意义[J]. 复杂系统与复杂性科学, 2006, 3(3): 10-19.

- XIAO R B. Analysis of characteristics of swarm intelligence and its significance to the research of complex systems[J]. *Complex Systems and Complexity Science*, 2006, 3(3): 10–19.
- [2] 丁璟韬, 徐丰力, 孙浩, 等. 人工智能驱动的复杂系统研究前沿[J]. *电子科技大学学报*, 2024, 53(3): 455–461.
DING J T, XU F L, SUN H, et al. Advancements in artificial intelligence-driven complex systems research [J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2024, 53(3): 455–461.
- [3] 肖人彬, 陈峙臻. 从群智能优化到群智能进化[J]. *南昌工程学院学报*, 2023, 42(1): 1–10.
XIAO R B, CHEN Z Z. From swarm intelligence optimization to swarm intelligence evolution[J]. *Journal of Nanchang Institute of Technology*, 2023, 42(1): 1–10.
- [4] 肖人彬, 李贵, 陈峙臻. 进化超多目标优化研究进展及展望[J]. *控制与决策*, 2023, 38(7): 1761–1788.
XIAO R B, LI G, CHEN Z Z. Research progress and prospect of evolutionary many-objective optimization[J]. *Control and Decision*, 2023, 38(7): 1761–1788.
- [5] MARTI R, SEVAUX M, SORENSEN K. 50 years of metaheuristics[J]. *European Journal of Operational Research*, doi: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2024.04.004>.
- [6] 肖莘玥, 陈峙臻. 资源分配视角下投资组合优化问题的背包模型及其求解[J]. *南昌工程学院学报*, 2024, 43(6): 91–98.
XIAO X Y, CHEN Z Z. Knapsack model and its solution for portfolio optimization problem from perspective of resource allocation [J]. *Journal of Nanchang Institute of Technology*, 2024, 43(6): 91–98.
- [7] KIRKPATRICK S, GELATT C D, VECCHI M P. Optimization by simulated annealing[J]. *Science*, 1983, 220(4598): 671–680.
- [8] SHI Y H. An optimization algorithm based on brainstorming process[J]. *International Journal of Swarm Intelligence Research*, 2011, 2(4): 35–62.
- [9] 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.
- [10] LI W, WU W J, WANG H M, et al. Crowd intelligence in AI 2.0 era[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2017, 18(1): 15–43.
- [11] 肖人彬, 冯振辉, 王甲海. 群体智能的概念辨析与研究进展及应用分析[J]. *南昌工程学院学报*, 2022, 41(1): 1–21.
XIAO R B, FENG Z H, WANG J H. Collective intelligence: conception, research progress and application analyses[J]. *Journal of Nanchang Institute of Technology*, 2022, 41(1): 1–21.
- [12] XIAO R B. Four development stages of collective intelligence[J]. *Frontiers of Information Technology & Electronic Engineering*, 2024, 25(7): 903–916.
- [13] YU C, CHAI Y, LIU Y. Literature review on collective intelligence: a crowd science perspective[J]. *International Journal of Crowd Science*, 2018, 2(1): 64–73.
- [14] MICHELUCCI P, DICKINSON J L. The power of crowds[J]. *Science*, 2016, 351(6268): 32–33.
- [15] AXELROD R, HAMILTON W D. The evolution of cooperation[J]. *Science*, 1981, 211(4489): 1390–1396.
- [16] O'BRYAN L, BEIER M, SALAS E. How approaches to animal swarm intelligence can improve the study of collective intelligence in human teams[J]. *Journal of Intelligence*, 2020, 8: 9.
- [17] 霍春雁. 生物分类阶元名——特殊的专业术语[J]. *中国科技术语*, 23, 25(4): 79–87.
HUO C Y. Biological taxon names: a special category of professional terms[J]. *China Terminology*, 23, 25(4): 79–87.
- [18] DORIGO M, MANIEZZO V, COLORNI A. Ant systems: optimization by a colony of cooperating agents[J]. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics*, 1996, 26(1): 29–41.
- [19] POLI R, KENNEDY J, BLACKWELL T. Particle swarm optimization[J]. *Swarm Intelligence*, 2007, 1(1): 33–57.
- [20] 李晓磊, 邵之江, 钱积新. 一种基于动物自治体的寻优模式: 鱼群算法[J]. *系统工程理论与实践*, 2002, 22(11): 32–38.
LI X L, SHAO Z J, QIAN J X. An optimizing method based on autonomous animats: fish-swarm algorithm[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2002, 22(11): 32–38.
- [21] 罗伯特·博伊德, 琼·西尔克. 人类的演化[M]. 张鹏, 韩宁, 译. 北京: 商务印书馆, 2021.
- [22] PARTRIDGE B L. The structure and function of fish schools[J]. *Scientific American*, 1982, 246(6): 114–123.
- [23] 李晓磊, 钱积新. 基于分解协调的人工鱼群优化算法研究[J]. *电路与系统学报*, 2003, 8(1): 1–6.
LI X L, QIAN J X. Studies on artificial fish swarm optimization algorithm based on decomposition and coordination techniques[J]. *Journal of Circuits and Systems*, 2003, 8(1): 1–6.
- [24] 王培崇. 人工鱼群算法研究综述[J]. *中国民航飞行学院学报*, 2013, 24(4): 22–26.
WANG P C. Overview of artificial fish swarm algorithm[J]. *Journal of Civil Aviation Flight University of China*, 2013, 24(4): 22–26.
- [25] KOUREPINIS V, ILIOPOULOU C, TASSOPOULOS I, et al. An artificial fish swarm optimization algorithm for the urban transit routine problem[J]. *Applied Soft Computing*, 2024, 155: 111446.
- [26] ZHAO W, WANG L, ZHANG Z, et al. Electric eel foraging optimization: a new bio-inspired optimizer for engineering applications[J]. *Expert Systems with Applications*, 2023, 238: 122200.
- [27] MIRJALILI S, LEWIS A. The whale optimization algorithm[J]. *Advances in Engineering Software*, 2016, 95: 51–67.
- [28] BIYANTO T R, IRAWAN S, FEBRIANTO H Y, et al. Killer whale algorithm: an algorithm inspired by the life of killer whale[J]. *Procedia Computer Science*, 2017, 124: 151–157.

- [29] RAJAKUMAR B R. The lion's algorithm: a new nature-inspired search algorithm[J]. *Procedia Technology*, 2012, 6: 126 – 135.
- [30] WANG B, JIN X P, CHENG B. Lion pride optimizer: an optimization algorithm inspired by lion pride behavior[J]. *Science China Information Sciences*, 2012, 55: 2369 – 2389.
- [31] YAZDANI M, JOLAI F. Lion optimization algorithm: a nature-inspired metaheuristic algorithm[J]. *Journal of Computational Design and Engineering*, 2016, 3(1): 24 – 36.
- [32] MIRJALILI, S, SEYED M M, Andrew L. Grey wolf optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2014, 69: 46 – 61.
- [33] 吴虎胜, 张凤鸣, 吴庐山. 一种新的群体智能算法——狼群算法[J]. *系统工程与电子技术*, 2013, 35(11): 2430 – 2438.
WU H S, ZHANG F M, WU L S. New swarm intelligence algorithm——wolf pack algorithm[J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2013, 35(11): 2430 – 2438.
- [34] PIEREZAN J, COELHO L D S. Coyote optimization algorithm: a new metaheuristic for global optimization problems[C]. *2018 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC)*, 2018: 1 – 8.
- [35] KHISHE M, MOSAVI M R. Chimp optimization algorithm[J]. *Expert Systems with Applications*, 2020, 149: 113338.
- [36] ABDOLLAHZADEH B, SOLEIMANIAN G F, MIRJALILI S. Artificial gorilla troops optimizer: a new nature-inspired metaheuristic algorithm for global optimization problems[J]. *International Journal of Intelligent Systems*, 2021, 36(10): 5887 – 5958.
- [37] DAS A K, PRATIHAR D K. Bonobo optimizer (BO): an intelligent heuristic with self-adjusting parameters over continuous spaces and its applications to engineering problems[J]. *Applied Intelligence*, 2022, 52(3): 2942 – 2974.
- [38] MIRJALILI S. Dragonfly algorithm: a new meta-heuristic optimization technique for solving single-objective, discrete, and multi-objective problems[J]. *Neural Computing & Applications*, 2016, 27(4): 1053 – 1073.
- [39] DHIMAN G, KUMAR V. Emperor penguin optimizer: a bio-inspired algorithm for engineering problems[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2018, 159: 20 – 50.
- [40] HASHIM F A, HUSSIEN A G. Snake optimizer: a novel meta-heuristic optimization algorithm[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2022, 242: 108320.
- [41] CHOPRA N, ANSARI M M. Golden jackal optimization: a novel nature-inspired optimizer for engineering applications[J]. *Expert Systems with Applications*, 2022, 198: 116924.
- [42] DEGHANI M, MONTAZERI Z, TROJOVSKÁ E, et al. Coati optimization algorithm: a new bio-inspired metaheuristic algorithm for solving optimization problems[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2023, 259: 110011.
- [43] XUE J, SHEN B. Dung beetle optimizer: a new meta-heuristic algorithm for global optimization[J]. *Journal of Supercomputing*, 2023, 79: 7305 – 7336.
- [44] JAIN M, SINGH V, RANI A. A novel nature-inspired algorithm for optimization: squirrel search algorithm[J]. *Swarm and Evolutionary Computation*, 2019, 44: 148 – 175.
- [45] FERAHTIA S, HOUARJ A, REZK H et al. Red-tailed hawk algorithm for numerical optimization and real-world problems[J]. *Scientific Reports*, 2023, 13: 12950.
- [46] ABDEL-BASSET M, MOHAMED R, ABOUHAWWASH M. Crested porcupine optimizer: a new nature-inspired metaheuristic[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2024, 284: 111257.
- [47] AMIRI M H, HASHJIN N M, MONTAZERI M, et al. Hippopotamus optimization algorithm: a novel nature-inspired optimization algorithm[J]. *Scientific Reports*, 2024, 14: 5032.
- [48] AL-BETAR M A, AWADALLAH M A, BRAIK M S, et al. Elk herd optimizer: a novel nature-inspired metaheuristic algorithm[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2024, 57(3): 48.
- [49] PERAZA-VÁZQUEZ H, PEÑA-DELGADO A, MERINO-TREVIÑO M, et al. A novel metaheuristic inspired by horned lizard defense tactics[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2024, 57(3): 59.
- [50] FU Y, LIU D, CHEN J et al. Secretary bird optimization algorithm: a new metaheuristic for solving global optimization problems[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2024, 57(5): 123.
- [51] FU S, LI K, HUANG H, et al. Red-billed blue magpie optimizer: a novel metaheuristic algorithm for 2D/3D UAV path planning and engineering design problems[J]. *Artificial Intelligence Review*, 2024, 57(6): 134.
- [52] WANG W, TIAN W, XU D, et al. Arctic puffin optimization: a bio-inspired metaheuristic algorithm for solving engineering design optimization[J]. *Advances in Engineering Software*, 2024, 195: 103694.
- [53] ZHANG H, SAN H, CHEN J, et al. Black eagle optimizer: a metaheuristic optimization method for solving engineering optimization problems [DB/OL]. [2024 – 10 – 20]. *Cluster Computing*, <https://doi.org/10.1007/s10586-024-04586-1>.
- [54] FALAHAH I A, AL-BAIK O, ALOMARJ S, et al. Filled lizard optimization: a novel bio-inspired optimizer for solving engineering applications[J]. *Computers, Materials & Continua*, 2024, 79(3): 3631 – 3678.
- [55] BAI J, NGUYEN-XUAN H, ATROSHCHENKO E, et al. Blood-sucking leech optimizer[J]. *Advances in Engineering Software*, 2024, 195: 103696.
- [56] <https://www.oneweirdkerneltrick.com/spectral.pdf>
- [57] BONABEAU E, DORIGO M, THERAULA G. Inspiration for optimization from social insect behaviour[J]. *Nature*, 2000, 406(6791): 39 – 42.

- [58] 尚玉昌. 动物行为学[M]. 2 版. 北京: 北京大学出版社, 2014.
- [59] ZHAO R Q, TANG W S. Monkey algorithm for global numerical optimization[J]. *Journal of Uncertain Systems*, 2008, 2(3): 164 - 175.
- [60] BANSAL J C, SHARMA H, JADON S S, et al. Spider monkey optimization algorithm for numerical optimization[J]. *Memetic Computing*, 2014, 6(1): 31 - 47.
- [61] 肖人彬, 等. 面向复杂系统的群集智能[M]. 北京: 科学出版社, 2013.
- [62] 吴虎胜, 肖人彬. 群智能新研究: 角色-匹配的狼群劳动分工[J]. *智能系统学报*, 2021, 16(1): 125 - 133.
WU H S, XIAO R B. A new approach to swarm intelligence: role-matching labor division of a wolfpack[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2021, 16(1): 125 - 133.
- [63] 肖人彬, 王英聪. 一种面向时间分配问题的群智能劳动分工新方法[J]. *智能系统学报*, 2019, 14(3): 438 - 448.
XIAO R B, WANG Y C. A new approach to labor division in swarm intelligence for time allocation problem[J]. *CAAI Transactions on Intelligent Systems*, 2019, 14(3): 438 - 448.
- [64] SUCHAK M, EPPLEY T M, CAMPBELL M W, et al. How chimpanzees cooperate in a competitive world[J]. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, 2016, 113(36): 10215 - 10210.
- [65] HILLS T T, TODD P M, LAZER D, et al. Exploration versus exploitation in space, mind, and society[J]. *Trends in Cognitive Sciences*, 2015, 19(1): 46 - 54.
- [66] JIA H, LU C. Guided learning strategy: a novel update mechanism for metaheuristic algorithms design and improvement[J]. *Knowledge-Based Systems*, 2024, 286: 111402.
- [67] 徐华, 袁源. 智能演化优化[M]. 北京: 清华大学出版社, 2024.
- [68] WOLPERT D H, Macready W G. No free lunch theorems for optimization[J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, 1997, 1(1): 67 - 82.
- [69] WANG G G, TAN Y. Improving metaheuristic algorithms with information feedback models[J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019, 49(2): 542 - 555.
- [70] CAMACHO-VILLALÓN C L, DORIGO M, STÜTZLE T. Exposing the grey wolf, moth-flame, whale, firefly, bat, and antlion algorithms: six misleading optimization techniques inspired by bestial metaphors[J]. *International Transactions in Operational Research*, 2023, 30(6): 2945 - 2971.
- [71] KARSAU I. Decentralized control of construction behavior in paper wasps: an overview of the stigmergy approach[J]. *Artificial Life*, 1999, 5(2): 117 - 136.
- [72] 迈克尔·托马塞洛. 人类沟通的起源[M]. 蔡雅菁, 译. 北京: 商务印书馆, 2018: 4 - 5.

(责任编辑 李 进)