

## ◎热点与综述◎

## 新型群智能优化算法综述

林诗洁<sup>1,2</sup>, 董晨<sup>1,2</sup>, 陈明志<sup>1,2</sup>, 张凡<sup>1,2</sup>, 陈景辉<sup>1,2</sup>LIN Shijie<sup>1,2</sup>, DONG Chen<sup>1,2</sup>, CHEN Mingzhi<sup>1,2</sup>, ZHANG Fan<sup>1,2</sup>, CHEN Jinghui<sup>1,2</sup>

1. 福州大学 数学与计算机科学学院, 福州 350116

2. 福州大学 网络系统信息安全福建省高校重点实验室, 福州 350116

1. College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China

2. Key Laboratory of Information Security of Network Systems, Fuzhou University, Fuzhou 350116, China

LIN Shijie, DONG Chen, CHEN Mingzhi, et al. Summary of new group intelligent optimization algorithms. *Computer Engineering and Applications*, 2018, 54(12): 1-9.

**Abstract:** Traditional swarm intelligent algorithms have some shortcomings in solving complex practical multi-objective optimization problems. In recent years, scholars have proposed many new swarm intelligent algorithms with strong applicability and have achieved good experimental results in solving complex practical problems. In this paper, it summarizes new swarm intelligent algorithms including Bacterial Foraging Optimization (BFO), Shuffled Frog Leaping Algorithm (SFLA), Artificial Bee Colony (ABC), Glowworm Swarm Optimization (GSO), Cuckoo Search (CS), Fruit Fly Optimization Algorithm (FOA) and Brain Storm Optimization (BSO). Finally, further research direction about it will be discussed.

**Key words:** bacterial foraging optimization; shuffled frog leaping algorithm; artificial bee colony; glowworm swarm optimization; cuckoo search; fruit fly optimization algorithm; brain storm optimization

**摘要:**传统群智能算法在解决复杂实际多目标优化问题中存在不足,近年来学者提出诸多新型群智能算法,适用性强,在求解复杂实际问题中取得了较好的实验效果。以算法提出时间为主线,对新型群智能算法中细菌觅食优化算法、混合蛙跳算法、人工蜂群算法、萤火虫算法、布谷鸟搜索、果蝇优化算法和头脑风暴优化算法的改进及应用进行分析 and 综述,并对群智能算法未来的研究发展方向进行了探讨。

**关键词:**细菌觅食优化;混合蛙跳算法;人工蜂群算法;萤火虫算法;布谷鸟搜索;果蝇优化算法;头脑风暴优化算法

**文献标志码:**A **中图分类号:**TP301 **doi:**10.3778/j.issn.1002-8331.1803-0260

## 1 引言

自然界中存在着如鱼群、鸟群、蜂群、狼群和细菌群等群体,群体单个成员独立生存能力有限,但整个群体却表现出强大的生命力,这种生命力不仅是个体能力的简单叠加,还存在着各种信息交换,个体根据所接收到的信息对自己的行为进行调整,最终体现出群体智能。

群智能(Swarm Intelligence, SI)是一类具有自组织

行为智能群体的总称,即基于个体群成员的聚集,也表现出独立的智能。1989年Gerardo Beni和Jing Wang在文章《Swarm Intelligence》中第一次提出了“群体智能”这个概念<sup>[1]</sup>。SI可以认为是由简单个体之间、个体与环境之间的相互作用最终形成的智能行为,群体中的个体都遵循简单的行为准则,并且群体间没有统一的中心控制,个体之间相互作用最终表现为整个种群上的智

**基金项目:**国家自然科学基金(No.61672159);福建省科技厅区域发展项目(No.2015H4005);福建省科技厅工业引导性(重点)项目(No.2015H0020);福建省教育厅项目(No.JAT170099);校科技发展基金(No.2014-XY-19)。

**作者简介:**林诗洁(1993—),女,硕士研究生,主要研究领域为智能算法及其应用;董晨(1979—),女,博士,讲师,主要研究领域为智能算法及其应用、硬件安全, E-mail: dongchen@fzu.edu.cn;陈明志(1975—),博士,副教授,主要研究领域为互联网安全通信与智能信息处理;张凡(1995—),男,硕士研究生,主要研究领域为硬件安全;陈景辉(1994—),男,硕士研究生,主要研究领域为硬件安全。

**收稿日期:**2018-03-16 **修回日期:**2018-05-03 **文章编号:**1002-8331(2018)12-0001-09

能。SI的优点在于<sup>[2]</sup>:

(1)灵活性:整个种群能够快速适应变化的环境。

(2)鲁棒性:即使少数个体无法工作,整个种群依然能够正常运转。

(3)自组织性:整个种群只需要相对较少的监督或自上而下的控制。

群智能优化算法为解决许多实际问题提供一些新思路,经典群智能算法有蚁群优化算法、粒子群算法等。这些算法具有更强的鲁棒性和较强的搜索能力,易于并行实现,容易与其他算法结合改进算法性能。但蚁群算法计算量大,求解时间较长,粒子群算法对参数的依赖性较强,参数设置不当会降低求解质量,算法容易早熟收敛,不适用于高维多峰问题。

近年来,国内外学者提出许多新型群智能算法,这些算法参数较少,进化过程相对简单,运算速度快,全局搜索能力较强,适用于解决高维和多目标优化问题。本文根据算法提出时间顺序,对2002年以来提出的新型群智能算法展开研究,对细菌觅食优化算法、混合蛙跳算法、人工蜂群算法、萤火虫算法、布谷鸟搜索、果蝇优化算法和头脑风暴算法的改进和应用进行研究和分析,最后对群智能算法未来的研究发展方向进行展望。

## 2 细菌觅食优化算法

细菌觅食优化算法(BFO)2002年由Passino<sup>[3]</sup>提出,整个算法过程模拟大肠杆菌的趋化性、群体繁殖、消除和扩散过程,由趋化、繁殖、迁徙3个循环过程组成。

### 2.1 改进思路

传统BFO具有三层嵌套循环,导致算法寻优精度低,易陷入局部最优。目前多从繁殖过程和迁徙方面进

行改进,提高算法寻优精度、全局搜索能力和寻优速度。

### 2.2 研究现状及应用

Wang<sup>[4]</sup>提出基于细菌群优化的特征选择算法(BCO),将一种加权特征选择策略嵌入到基于细菌的算法中,降低分类中的特征维数,根据两个矩阵对特征进行分类,并根据种群的出现频率进行区分。最小化特征数量,最大化性能和最小化计算成本为目标参数,利用肿瘤数据集对提出的算法进行性能测试,实验表明BCO能够有效地进行特征选择。Amghar<sup>[5]</sup>提出一种将细菌觅食优化算法融入径向基函数神经网络的混合方法,应用于图像分类。算法被用来训练神经网络来演化和改进RBF神经网络学习和准确性,通过动态方式确定隐层参数。采用混合RBF-BFOA方法进行测试算法对分类图像类型和复杂性的依赖性。实验结果表明混合方法能够产生良好分类,并且说明所提出的方法是非常稳健的。Ramyachitra<sup>[6]</sup>针对蛋白质结构预测问题,提出一种细菌觅食优化算法,采用面心立方晶格和疏水/极性(HP)能量模型,结合BFO算法,从最小化17种蛋白质整体结构的自由能水平出发,提高了搜索质量。研究结果证明该算法可以成功地应用于蛋白质结构预测。Subudhi<sup>[7]</sup>基于BFO所展示出的全局寻优性能,提出一种利用细菌觅食优化(BFO)算法的光伏(PV)模块参数提取方法。对不同类型的PV模块在不同测试条件下进行测试,实验结果表明利用BFO提取的参数比牛顿-拉夫逊、粒子群算法和增强模拟退火方法更准确。

为直观展示不同改进对细菌算法的影响,列举了其改进细菌觅食优化算法的改进思路、优缺点及应用,如表1所示。

表1 其他改进细菌觅食优化算法优缺点和应用

改进算法名称	改进思路	优点	缺点	应用场景
ACBFO、ISED BFO <sup>[8]</sup>	ACBFO:建立细菌个体和特征子集的映射关系解决离散问题;自适应评估特征重要性,保留重要特征 ISED BFO:引入双曲正切函数表示细菌群;在细菌消除-分散阶段使用轮盘赌保留被消除细菌的主要特征	缩短特征子集长度,提高分类准确性	在某些测试数据集中,迭代次数较少时分类准确性较低	特征分类
FAQBFA <sup>[9]</sup>	基于量子原理;由个体细菌适应值和当前迭代次数自适应趋化步长;利用螺旋动力学算法取代传统蜂群机制	提升求解精度和收敛速度	算法不够稳定,在CEC05基准测试函数中的效果较差	
VH BFO <sup>[10]</sup>	初始化和迁徙阶段使用改进型佳点集方法,保证种群多样性;引入PSO中信息共享的机制,提高精度和效率;采用变概率迁徙方式跳出局部最优,避免算法早熟和精英细菌逃逸	求解精度高,算法性能稳定	PSO信息共享机制中的个体认知和全局学习能力参数权重可能影响求解效果	
ABFO <sup>[11]</sup>	采用非线性递减余弦函数调整步长;结合ABC算法,混合更新细菌位置;改进复制操作中的优胜劣汰机制,引入交叉算子;迁徙操作引入种群进化因子	提高求解精度和全局搜索能力,收敛速度快	求解精度波动较大,算法不稳定	

表2 其他改进混合蛙跳算法优缺点和应用

改进算法名称	改进思路	优点	缺点	应用场景
BFCEA <sup>[17]</sup>	结合带有合作与变异助记符的混合蛙跳跃算法和改进人工蜂群算法,侦查蜂有柯西随机变异产生,在模因完成内迭代和所有青蛙外洗牌过程中调用ABC算法	有效提高收敛速度和求解质量	种群大小和移动步长影响求解质量,种群越大,步长越小,效果越差	云计算环境中平衡负载和资源调度
PMSFLA <sup>[18]</sup>	利用灰预测理论在不同进化阶段获得最优解进步速度,借鉴模糊控制思想对变异算子进行控制,实现移动步长的自适应调整	提高求解精度,收敛速度快	某些测试函数下收敛精度提高有限,算法时间花费较大	10 kV 油浸式配电变压器优化设计
DSFLA <sup>[19]</sup>	引入差分进化算法中的变异交叉思想,前期利用种群中其他个体的有用信息来更新最差个体,后期使用最好个体信息进行交叉变异操作;引入归档集保存被替代的优秀个体信息	有效提高求解精度和收敛速度	测试函数维度较低,高维空间条件下的算法性能未知	
OSFLA <sup>[20]</sup>	设置权重系统调整子群内部搜索的移动步长;设置带有锚节点的定位适应度函数	收敛精度好于SFLA,鲁棒性强,定位误差低	算法的运行速度未提高,在高连通度条件下效果较差	WSN 三维定位

3 混合蛙跳

混合蛙跳(Shuffled Frog Leaping Algorithm)算法2003年由Eusuff等人<sup>[12]</sup>提出,模拟青蛙在觅食过程中的信息共享和交流,融合模因演算算法(Memetic Algorithm, MA)和粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)两者的优点,概念简单,参数较少,并且运算速度快,易于实现。

3.1 改进思路

和其他群智能优化算法相似,SFLA在寻优过程中易陷入局部最优,后期收敛速度慢,算法改进主要从改善上述问题入手。

3.2 研究现状及应用

Edla<sup>[13]</sup>为解决无线传感器网络(WSN)的网关负载均衡问题,提出ISFLA算法并设计了适用于ISFLA的适应度函数。使用不同数量的节点和网关进行测试,证明基于ISFLA的负载平衡在各种参数方面都是有效的。Dash<sup>[14]</sup>提出一种基于进化框架的混合蛙跳算法(ISFL-CEFLANN),克服传统人工神经网络学习效率低,局部最小值不精确,收敛速度慢的缺点。使用高效计算链路神经网络(CEFLANN)作为算法框架,在SFLA算法青蛙的跳跃规则中加入具有一定变化范围的搜索加速因子和跳跃惯性组件,加速局部搜索,平衡全局和局部搜索能力。ISFL-CEFLANN应用到金融领域预测外币汇率系统中来预测美元与加币、法郎和日元之间的汇率,结果证明改进算法有更良好的收敛效果,并且预测更加精准,但实验没有对其他货币之间的汇率进行预测,无法比较其他货币之间汇率预测的准确性。Wang<sup>[15]</sup>为能够准确快速检测声纳图像,提出量子灵活蛙跳算法(QSFLA-NSM)。青蛙个体直接用实数编码,同时采用类内差异与类间差异相结合的适应度函数更准确地评估蛙类位置,提出一种新的搜索机制来提高搜索能力和

检测精度,降低时间复杂度。但是QSFLA-NSM的时间复杂度依然高于所比较的SFLA、PSO和遗传算法,仅好于QSFLA。Kawaria<sup>[16]</sup>将杜鹃搜索算法(CSA)中的Lévy飞行概念引入SFLA全局搜索当中,提出一种Lévy混合蛙跳算法(LSFLA),应用于参数识别单输入单输出(SISO)和多输入多输出(MIMO)双线性系统。

除以上改进思路及应用外,表2列举了其他改进混合蛙跳算法的改进思路、优缺点及应用,直观展示不同改进思路对于算法性能的影响。

4 人工蜂群算法

受蜜蜂觅食行为启发,2005年Karaboga等人提出了人工蜂群(Artificial Bee Colony)算法<sup>[21-22]</sup>。通过模拟蜂群的采蜜活动,用来解决高维和多目标优化问题,快速得到局部最优解。

4.1 改进思路

人工蜂群算法效率高,求解效果好,自提出以来不断有学者对其进行改进,多在于防止算法陷入局部最优,增加算法多样性。

4.2 研究现状及应用

He<sup>[23]</sup>提出一种二进制人工蜂群算法(BABC),将BABC算法和贪婪修复优化算法(S-GROA)相结合来求解集合联盟背包问题。有效减少问题不可行解的数量,提高算法效率,但求算法平均耗时高于传统遗传算法(GA)。Pérez<sup>[24]</sup>提出一种基于多目标人工蜂群优化方法(MOABC),考虑多目标优化,首次利用ABC算法选择水质监测站点位置,构建水质监测网络,但仅采集了南非Great Fish River流域的相关实验数据,未来可在更多流域进行实验测试,进一步优化算法实现更合理的水质监测网络布局。Badem<sup>[25]</sup>提出一种基于混合人工蜂群的训练策略(HABCbTS),包括一个或多个级联到



softmax 分类层的自动编码器层,来调整深度神经网络(DNN)结构的参数。HABCbTS 具有更好的分类性能,其训练的 DNN 分类器适应性强,也可用于卷积神经网络等类似神经网络。在模式识别、语音处理、医学等方面应用都可作为未来研究方向。Cui<sup>[26]</sup>提出一种改进 ABC 算法(APABC),引入人口规模自适应方式(AMPS),根据食物源数量自适应调整种群规模,改进雇佣蜂和跟随蜂的搜索方式以及跟随蜂的概率模型。算法有效平衡开发和搜索能力,跳出局部最优,但是在某些测试函数中表现不佳,算法稳定性有待提高。AMPS 作为一种改进思想,不仅可用于改进 ABC 算法,在其他算法中的应用可作为新的研究方向。

除以上改进思路及应用外,表 3 列举了其他改进蜂群算法的改进思路、优缺点及应用,直观展示不同改进思路下的算法性能。

5 萤火虫算法

目前共有两种萤火虫算法,一种(Glowworm Swarm Optimization, GSO)在 2005 年由 Krishnanand<sup>[33]</sup>提出,另一种(Firefly Algorithm, FA)在 2009 年由 Yang<sup>[34-35]</sup>提出。本文介绍 GSO 算法,算法思想来源于萤火虫通过发光进行觅食和求偶的生物特性,萤火虫的光越强,对

其他萤火虫的吸引力就越大,最后种群中的大多数萤火虫聚集在多个位置上。GSO 算法参数少,进化过程简单,全局搜索能力较强,已经被应用于多个实用领域。

Chen<sup>[36]</sup>将改进的萤火虫算法应用于空气污染源识别。模型使用改进的密集深色植被算法(DDV)来检测相关数据的气溶胶光学厚度(AOT)。检测到的 AOT 数据从网格转换为点,每个 AOT 都被假定作为一种污染物。之后考虑风的推动力和污染颗粒之间的相互作用力改进 GSO 算法,利用萤火虫与污染颗粒之间的相似性,开发出将污染物向污染源聚集的方法。Jin<sup>[37]</sup>考虑到 GSO 多峰值功能优化的优越性,将 GSO 应用于功率点跟踪技术控制算法,提出一种基于 GSO 算法的功率点跟踪技术(MPPT)方法。实验证明所提出的方法可以在不同太阳辐射和温度分布下高精度地跟踪真实 MPP 以及部分阴影条件,并且具有更好的时间响应以及更快的收敛速度。He<sup>[38]</sup>将萤火虫算法与非线性支持向量机相结合提出一种 GSO-SVM-HARD 模型,用来预测每日全球太阳辐射。利用基于非线性支持向量机和硬惩罚函数的有效创新型智能优化模型,将支持向量机转化为带有脊惩罚的正则化问题,加入硬惩罚函数选取径向基函数个数,萤火虫优化算法确定模型的最优参数。选取 4 个提供实验相关信息的美国地区,将实验数据分成两

表 3 其他改进蜂群算法优缺点和应用

改进算法名称	改进思路	优点	缺点	应用场景
DABC_OARST <sup>[27]</sup>	局部搜索采用一个关键节点邻域配置,并引入两个本地搜索操作符	解的质量和运行时间好于对比的优化算法	与进行对比的算法相比,改进后的效果提升并不明显	集成电路布线领域内构造绕障斯坦纳树
CABC <sup>[28]</sup>	从粗糙集理论出发,考虑属性子集分类质量单调性,避免无效局部搜索;雇佣蜂和跟随蜂采用不同邻域搜索策略,增加局部搜索多样性	效果优于某些群智能算法的属性约简	某些高维数据集效果不好,最小约简比例很低	最小属性约简
TS_ABC <sup>[29]</sup>	使用两个禁忌表,分别存储先前访问过的解和经过 <i>limit</i> 次后没有进化的解	避免重复搜索	算法效果受 <i>limit</i> 参数影响, <i>limit</i> 越小,解越好,但运行时间会变长	
DHABC <sup>[30]</sup>	雇佣蜂与跟随蜂动态角色转换,位置信息共享,改进跟随蜂位置转换函数,平衡局部和全局搜索,扩大局部搜索范围;跟随蜂种群的起始进化代数赋值自适应赋值,提高计算速度	对高维函数求解效果好	高维复杂函数中需要设置较大种群规模,运行时间较长	
MOABC <sup>[31]</sup>	引入非受控排序过程取代贪婪选择过程;利用遗传算子进行变异	特征分类精度高,特征子集小,减少冗余	分类性能和子集大小受问题结构影响,计算开销大,算法可伸缩性在具有大量特征的数据集中未知	特征选择
GABC <sup>[32]</sup>	利用混沌和对立学习方法进行初始化;在雇佣蜂阶段利用蜜源间的灰色关联度选择邻近蜜源,利用最佳个体信息提高开发和搜索能力;跟随蜂阶段利用 DE/rand/2 提高开发能力;同时在雇佣蜂和侦查蜂阶段使用对立学习方法	收敛速度快,解的精度明显提高	雇佣蜂阶段搜索策略中的预定概率参数 $\lambda$ 、 $\beta$ 对解的质量有影响,在某些测试函数下鲁棒性不佳	

组,比较4种方法对每日太阳辐射的预测,结果证明GSO-SVM-HARD模型有较好的预测效果。

表4列举了其他改进萤火虫算法的改进思路、优缺点及应用,直观展示了不同改进思路下的算法性能。

6 其他群智能算法

6.1 布谷鸟搜索算法

布谷鸟搜索算法又称杜鹃搜索算法(Cuckoo Search, CS),2009年由Yang和Deb提出<sup>[42]</sup>。算法模拟布谷鸟计算寄生育雏繁殖的独特生育行为和Lévy flight搜索机制来寻找最优解,模型简单,参数少,通用性强,但也存在收敛速度慢,易陷入局部最优的缺点。近年来学者提出了许多改进思路,并成功应用于设施布局问题<sup>[43]</sup>、数据聚类问题<sup>[44]</sup>等领域。

Zhang<sup>[45]</sup>将CS算法融入SVM改进,并应用到短期电负荷预测(STLF)领域当中,提出一种(CS-SSA-SVM)模型。首先利用信号滤波技术(SSA)进行数据预处理,之后使用CS优化的SVM对具有不同预测策略的结果序列进行建模,实验表明该模型能够提高短期电负荷预测的准确性,但CS在提高预测准确性中的作用小于SSA。Cui<sup>[46]</sup>提出一种OCS算法结合到DV-Hop算法当中,来提高DV-Hop的性能。实验证明,当OCS算法中结合Lévy分布和柯西分布时效果最好。未来的研究当中可以考虑将DV-Hop算法与其他算法相结合,拓宽算法的应用领域。Dhabal<sup>[47]</sup>提出一种全局最优引导的CS

算法(GCS),用来设计高阶正交镜像滤波器(QMF)组。GCS改进CS中随机抛弃旧鸟巢的策略来更好地控制步长;改进参数 $\lambda$ 和 $p_a$ ;修改调用成本函数的方式,减少算法的时间开销。改进后的算法能有效平衡搜索和开发能力,不需要调整参数,灵活性强。

其他改进布谷鸟搜索算法的改进思路、优缺点及应用之间的比较,如表5所示。

6.2 果蝇算法

果蝇优化算法(Fruit Fly Optimization Algorithm, FOA),2011年由台湾学者潘文超提出<sup>[50]</sup>,目前研究还处于初级阶段,研究成果相对较少。果蝇的视觉和嗅觉器官异常灵敏,可以通过气味信息搜寻远的食物,飞到食物附近,利用视觉发现食物和同伴的位置,向该方向靠拢。算法过程简单、控制参数少,容易实现,但算法也存在收敛速度慢、高度依赖初始条件、处理高维问题效果不好等问题,许多学者提出相应的改进并成功应用于结构工程设计优化问题<sup>[51]</sup>、无线传感网络布局<sup>[52]</sup>、资源受限项目调度问题<sup>[53]</sup>等领域。

Hu<sup>[54]</sup>提出一种步长递减的果蝇优化算法(SFOA)来优化广义回归神经网络(GRNN)的扩展参数 $\sigma$ ,建立SFOA-GRNN模型并应用于短期电力负荷预测(STLF)当中。实验证明该模型具有更高的预测准确性和稳定性,但由于实验数据缺乏,无法与FOA-GRNN模型进行相关性能比较,该模型有待进一步研究和完善。Ye<sup>[55]</sup>提出一种基于改进混沌果蝇优化算法(CIFOA)的SVM优

表4 其他改进萤火虫算法优缺点和应用

改进算法名称	改进思路	优点	缺点	应用场景
GSOC <sup>[39]</sup>	混合完全2-opt算法;将萤火虫的荧光素载体转化为城市边缘信息,改进概率公式和荧光素更新公式	求解球形TSP问题效果好,大规模情况下优化效果更明显	种群规模增大时收敛速度下降	球形TSP问题
GSOWTWSVM <sup>[40]</sup>	小波双支持向量机参数作为萤火虫的位置信息,小波双支持向量机分类精度为目标函数	分类精度和效率较高,有良好的泛化能力	没有从算法机制上进行改进,容易陷入局部最优	小波双支持向量机
IGSO <sup>[41]</sup>	根据维度和迭代次数自适应调整步长,在每只萤火虫移动阶段添加全局信息	图像分割效果好于传统GSO算法	分割效果受到所设定的阈值影响,低阈值条件下效果提升不明显	彩色图像分割

表5 其他改进布谷鸟搜索算法优缺点和应用

改进算法名称	改进思路	优点	缺点	应用场景
QCCS <sup>[44]</sup>	利用混沌进行种群初始化;利用量子思想更新鸟巢;进行边界管理提高搜索机制	增加搜索多样性,提高边界空间利用率和算法收敛速度	在某些数据集中的收敛速度较慢,易陷入局部最优	数据聚类
DGCS <sup>[45]</sup>	根据个体和整个种群适应度值的关系对个体进行分组,动态调整搜索步长	平衡全部搜索和布局搜索,提高求解精度,加快收敛速度	利用整个种群的适应度平均值作为分组标准,容易受个体最好和最差适应度影响	
SDCS <sup>[49]</sup>	利用带有根据快照和漂移模式的本地和全局搜索的学习策略加快收敛速度;利用信息共享机制提高全局搜索能力	收敛速度快、鲁棒性	在高维问题中的求解精度不高	

表6 其他改进果蝇优化算法优缺点和应用

改进算法名称	改进思路	优点	缺点	应用场景
IFFOA <sup>[56]</sup>	平行搜索平衡开发和搜索能力;结合改进和声搜索算法(MHS)提高种群协作能力;设计一种垂直交叉方法跳出局部最优	收敛速度快,求解精度高	算法受到参数 $L$ 的影响较大,灵活性不高	多维背包问题
IFOA <sup>[57]</sup>	利用PID控制策略和云模型算法自适应调整飞行距离	算法收敛速度快,PID控制器性能提升	针对PID问题进行优化,算法适用性不强	PID参数控制
MFOA <sup>[58]</sup>	修改适应度函数,增加逃逸系数避免早熟收敛;三维空间搜索,扩大搜索空间	收敛速率快,预测准确性高	算法改进效果受到逃逸参数影响	灰色神经网络变形预测

表7 其他改进头脑风暴优化算法优缺点和应用

改进算法名称	改进思路	优点	缺点	应用场景
DMBSO <sup>[65]</sup>	将DMBSO的讨论过程分为组内讨论和组间讨论,分别控制局部和全局搜索	算法稳定性强,优化效果好	当低维某些测试函数种群大规模增加时,求解精度远低于PSO算法	
PD-DMBSO <sup>[66]</sup>	在DMBSO基础上增加保持种群多样性策略,发生早熟时,随机初始化部分个体代替原种群中等数量的个体;最优个体局部搜索,产生一定数量邻域个体代替原种群中等数量的个体	求解精度高	算法过程繁琐,求解连续性函数问题时性能并不突出	求解离散调度问题
AIBSO <sup>[67]</sup>	将人工免疫机理引入BSO,对个体适应度进行分层;引入浓度机制,保持种群多样性	求解精度高,收敛速度快	对比算法仅有PSO、BSO,无法全面验证AIBSO的性能	图像检索

化方案。在CIFOA中利用混沌进行初始化,在搜索阶段使用混沌粒子群进行种群更新,引入突变策略来防止陷入局部最优。实验证明提出的模型在特征分类当中能提供更合适的分类,但是CIFOA算法本身运行时间长于其他智能算法,可能影响运行效率。

其他果蝇优化算法的改进思路、优缺点及应用之间的比较,如表6所示。

6.3 头脑风暴优化算法

头脑风暴优化算法(Brain Storm Optimization,BSO)2011年由史玉回<sup>[59]</sup>在第二次群体智能国际会议(The Second International Conference on Swarm Intelligence)中提出,模拟人类提出创造性思路解决问题的过程,自提出以来就受到关注,目前国内外对算法改进的研究成果相对较少。算法首先聚类分类种群,通过类内、类间的变异操作实现种群更新,适合解决高维多峰问题,已成功应用于短期风速预测<sup>[60]</sup>、股票价格预测<sup>[61]</sup>等领域。

El-Abd<sup>[62]</sup>提出一种全局最优引导的头脑风暴算法(GBSO),遵循全局最优思想和重新初始化机制的思想,结合基于适应度分组方法,单个变量更新。实验结果表明GBSO在整体性能上优于BSO,但是GBSO在某些测试中的收敛速度慢,未来可设计机制调整算法参数,实验不同的再初始化方案来改进算法性能。吴亚丽<sup>[63]</sup>提出一种基于目标空间聚类差分头脑风暴算法(DEBSO-OS),对目标空间进行聚类降低算法复杂度,

利用差分变异增加种群多样性。实验证明算法具有很好的求解精度和求解速度,但是在某些测试函数中,算法寻优效果受到聚类个数影响很大,算法稳定性有待提高。陈山<sup>[64]</sup>改进BSO个体的变异过程,放弃log sig函数,自适应调整变步长,有效平衡全局和局部搜索。算法应用于Wiener模型参数辨识,实验证明算法具有良好的辨识效果,但参与比较的算法仅有PSO和基本BSO,对比算法较少,无法验证该算法与其他智能优化算法相比较的优劣性。

其他头脑风暴优化算法的改进思路、优缺点及应用之间的比较,如表7所示。

为直观比较不同群智能优化算法之间的特性及应用场景,总结了不同群智能算法的优点、存在的问题、适用场景,如表8所示。

7 结束语

本文对2002年以来提出的典型新型群智能算法的相关研究进行了综述。经过近30年的研究与发展,群智能算法在理论上已经非常完善,具有鲁棒性、自组织性、灵活性等优点并在近年来被广泛应用于混沌系统<sup>[68]</sup>、金融预测、图像检索、特征选择等各个领域。虽然群智能算法的应用领域很广,但是依然存在一些问题,未来需要继续研究和完善。



表8 群智能优化算法优缺点比较

群智能算法	优点	存在问题	适用场景
人工蜂群算法	高维问题效果好,快速得到局部最优解	收敛速度慢,易陷入局部最优	图像信号处理、特征选择、资源调度问题等
混合蛙跳算法	概念简单,参数较少,并且运算速度快,易于实现	易陷入局部最优,收敛速度慢	聚类问题、资源网络优化、图像分割等
细菌觅食优化算法	并行搜索,易跳出局部极小值	寻优精度低,收敛速度慢	模式识别、股市预测、工程参数优化等
萤火虫算法	参数少,进化过程简单,全局搜索能力较强	早期收敛速度慢,后期收敛不稳定	图像处理、聚类问题、组合优化问题等
布谷鸟搜索算法	模型简单,参数少,通用性强	收敛速度慢,易陷入局部最优	设施布局、聚类问题等
果蝇优化算法	参数少,结构简单易实现	依赖初始条件,寻优精度低,易陷入局部最优	结构工程设计优化、无线传感网络布局、资源调度等
头脑风暴优化算法	全局搜索能力强,适合解决高维多峰问题	易陷入局部最优,早熟收敛	股市预测、经济调度、数据聚类

(1)从文中可以看出,经过国内外学者不断努力对群智能优化算法进行研究和改进,算法在优化人工神经网络相关参数(如SVM参数调整)方面已经得到广泛应用,并且取得了一些成果<sup>[69]</sup>。实验结果也证明使用群智能优化算法进行优化的SVM模型具有更好的分类效果,未来可继续在这方面领域进行进一步研究。

(2)文中可以看出,群智能优化算法不仅仅局限于将生物种群的各种特性引入算法进行改进,有国内外学者已经将人类的一些生物特性思想引入传统群智能算法,如人口种群自适应<sup>[26]</sup>和人体自身免疫机制<sup>[67]</sup>等。未来可以继续从人类相关生物特性入手进行研究,进一步对算法进行改进。

(3)绝大多数的实际应用问题都是离散型问题,如节点负载、资源调度等。群智能算法在优化离散型问题时需要根据实际问题进行建模,设计参数和编码方式,然而改进后的算法并不能保证在设置最优参数的情况下获得更好的结果,如何改进算法获得更合理高效的实际建模需要进一步研究和探讨。

参考文献:

[1] Hinchey M G, Sterritt R, Rouff C. Swarms and swarm intelligence[J]. Computer, 2007, 40(4): 111-113.

[2] Bonabeau E, Meyer C. Swarm intelligence: A whole new way to think about business[J]. Harvard Business Review, 2001, 79(5): 106-114.

[3] Passino K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control[J]. IEEE Control Systems, 2002, 22(3): 52-67.

[4] Wang H, Jing X, Niu B. A discrete bacterial algorithm for feature selection in classification of microarray gene expression cancer data[J]. Knowledge-Based Systems, 2017, 126: 8-19.

[5] Amghar Y T, Fizazi H. A hybrid bacterial foraging opti-

mization algorithm and a radial basic function network for image classification[J]. Journal of Information Processing Systems, 2017, 13(2): 215-235.

[6] Ramyachitra D, Veeralakshmi V. Bacterial foraging optimization for protein structure prediction using FCC & HP energy model[J]. Gene Reports, 2017, 7: 43-49.

[7] Subudhi B, Pradhan R. Bacterial foraging optimization approach to parameter extraction of a photovoltaic module[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2018, 9(1): 381-389.

[8] Chen Y P, Li Y, Wang G, et al. A novel bacterial foraging optimization algorithm for feature selection[J]. Expert Systems with Applications An International Journal, 2017, 83: 1-17.

[9] Huang S, Zhao G, Chen M. Novel adaptive quantum-inspired bacterial foraging algorithms for global optimization[J]. International Journal of Innovative Computing Information and Control, 2017, 13(5): 1649-1667.

[10] 周文宏, 雷欣, 姜建国, 等. 变概率混合细菌觅食优化算法[J]. 系统工程与电子技术, 2016(4): 960-964.

[11] 刘珍, 孙京浩. 一种改进的细菌觅食优化算法[J]. 华东理工大学学报: 自然科学版, 2016(2): 225-232.

[12] Eusuff M M, Lansey K E. Optimization of water distribution network design using the shuffled frog leaping algorithm[J]. Journal of Water Resources Planning and Management, 2003, 129(3): 210-225.

[13] Edla D R, Lipare A, Cheruku R, et al. An efficient load balancing of gateways using improved shuffled frog leaping algorithm and novel fitness function for WSNs[J]. IEEE Sensors Journal, 2017, 17(20): 6724-6733.

[14] Dash R. An improved shuffled frog leaping algorithm based evolutionary framework for currency exchange rate prediction[J]. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, 2017, 486: 782-796.

- [15] Wang X, Liu S, Liu Z. Underwater sonar image detection: A combination of non-local spatial information and quantum-inspired shuffled frog leaping algorithm[J]. Plos One, 2017, 12(5).
- [16] Kawaria N, Patidar R, George N V. Parameter estimation of MIMO bilinear systems using a Levy shuffled frog leaping algorithm[J]. Soft Computing, 2017, 21(14): 3849-3858.
- [17] Wang H B, Ren X N, Tu X Y. Bee and frog coevolution algorithm and its application[J]. Applied Soft Computing, 2017, 56: 182-198.
- [18] 杜江, 袁中华, 王景芹. 一种基于灰预测理论的混合蛙跳算法[J]. 电工技术学报, 2017(15): 190-198.
- [19] 王娜, 高学军. 一种新颖的差分混合蛙跳算法[J]. 计算机系统应用, 2017(1): 196-200.
- [20] 刘宏, 王其涛, 夏未君. 优化混合蛙跳算法的WSN三维定位方法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(2): 129-133.
- [21] Karaboga D. An idea based on honey bee swarm for numerical optimization, Technical Report-TR06[R]. Kayseri, Turkey: Erciyes University, 2005.
- [22] Karaboga D, Basturk B. A powerful and efficient algorithm for numerical function optimization: Artificial bee colony algorithm[J]. Journal of Global Optimization, 2007, 39(3): 459-471.
- [23] He Y, Xie H, Wong T L, et al. A novel binary artificial bee colony algorithm for the set-union knapsack problem[J]. Future Generation Computer Systems, 2018, 78: 77-86.
- [24] Pérez C J, Vega-Rodríguez M A, Reder K, et al. A multi-objective artificial bee colony-based optimization approach to design water quality monitoring networks in river basins[J]. Journal of Cleaner Production, 2017, 166: 579-589.
- [25] Badem H, Basturk A, Caliskan A, et al. A new efficient training strategy for deep neural networks by hybridization of artificial bee colony and limited-memory BFGS optimization algorithms[J]. Neurocomputing, 2017, 266: 506-526.
- [26] Cui L, Li G, Zhu Z, et al. A novel artificial bee colony algorithm with an adaptive population size for numerical function optimization[J]. Information Sciences, 2017, 414: 53-67.
- [27] Zhang H, Ye D. Key-node-based local search discrete artificial bee colony algorithm for obstacle-avoiding rectilinear Steiner tree construction[J]. Neural Computing and Applications, 2015, 26(4): 875-898.
- [28] 叶东毅, 陈昭炯. 最小属性约简问题的一个有效的组合人工蜂群算法[J]. 电子学报, 2015(5): 1014-1020.
- [29] 李艳娟, 陈阿慧. 基于禁忌搜索的人工蜂群算法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(4): 145-151.
- [30] 张维存, 赵晓巧, 于万霞. 具有角色转换的自适应人工蜂群算法[J]. 计算机工程与应用, 2017, 53(14): 117-122.
- [31] Hancer E, Xue B, Zhang M, et al. Pareto front feature selection based on artificial bee colony optimization[J]. Information Sciences, 2018, 422: 462-479.
- [32] Xiang W L, Li Y Z, Meng X L, et al. A grey artificial bee colony algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2017, 60: 1-17.
- [33] Krishnanand K N, Ghose D. Glowworm swarm optimization for simultaneous capture of multiple local optima of multimodal functions[J]. Swarm Intelligence, 2009, 3(2): 87-124.
- [34] Yang X S. Nature-inspired metaheuristic algorithms[M]. [S.l.]: Luniver Press, 2008.
- [35] Yang X S. Firefly algorithms for multimodal optimization[J]. Mathematics, 2009, 5792: 169-178.
- [36] Chen Y, Wang S, Han W, et al. A new air pollution source identification method based on remotely sensed aerosol and improved glowworm swarm optimization[J]. IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations & Remote Sensing, 2017, 10(8): 3454-3464.
- [37] Jin Y, Hou W, Li G, et al. A glowworm swarm optimization-based maximum power point tracking for photovoltaic/thermal systems under non-uniform solar irradiation and temperature distribution[J]. Energies, 2017, 10(4): 541-553.
- [38] He J, Yao D. A nonlinear support vector machine model with hard penalty function based on glowworm swarm optimization for forecasting daily global solar radiation[J]. Energy Conversion & Management, 2016, 126: 991-1002.
- [39] Chen X, Zhou Y, Tang Z, et al. A hybrid algorithm combining glowworm swarm optimization and complete 2-opt algorithm for spherical travelling salesman problems[J]. Applied Soft Computing, 2017, 58: 104-114.
- [40] Ding S, An Y, Zhang X, et al. Wavelet twin support vector machines based on glowworm swarm optimization[J]. Neurocomputing, 2016, 225: 157-163.
- [41] 毛肖, 和丽芳, 王庆平. 基于改进萤火虫优化算法的多阈值彩色图像分割[J]. 计算机科学, 2017(Z1): 206-211.
- [42] Yang X S, Deb S. Cuckoo search via levy flights[C]// World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC 2009), 2010: 210-214.
- [43] Kang S, Kim M, Chae J. A closed loop based facility layout design using a cuckoo search algorithm[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 93: 322-335.
- [44] Boushaki S I, Kamel N, Bendjeghaba O. A new quantum chaotic cuckoo search algorithm for data clustering[J]. Expert Systems with Applications, 2018, 96: 358-372.



- [45] Zhang X, Wang J, Zhang K. Short-term electric load forecasting based on singular spectrum analysis and support vector machine optimized by cuckoo search algorithm[J]. Electric Power Systems Research, 2017, 146: 270-285.
- [46] Cui Z, Sun B, Wang G, et al. A novel oriented cuckoo search algorithm to improve DV-Hop performance for cyber-physical systems[J]. Journal of Parallel and Distributed Computing, 2017, 103: 42-52.
- [47] Dhabal S, Venkateswaran P. An efficient gbest-guided cuckoo search algorithm for higher order two channel filter bank design[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2017, 33: 68-84.
- [48] 薛益鸽. 改进的布谷鸟搜索算法及其应用研究[D]. 重庆: 西南大学, 2015.
- [49] Rakhshani H, Rahati A. Snap-drift cuckoo search: A novel cuckoo search optimization algorithm[J]. Applied Soft Computing, 2017, 52: 771-794.
- [50] Pan W. A new fruit fly optimization algorithm: Taking the financial distress model as an example[J]. Knowledge-Based Systems, 2012, 26: 69-74.
- [51] Du T, Ke X, Liao J, et al. DSLC-FOA: Improved fruit fly optimization algorithm for application to structural engineering design optimization problems[J]. Applied Mathematical Modelling, 2018, 55: 314-339.
- [52] 吴良超, 郭星. 基于改进果蝇算法的无线传感网络布局研究[J]. 微电子学与计算机, 2016(12): 152-155.
- [53] Wang L, Zheng X. A knowledge-guided multi-objective fruit fly optimization algorithm for the multi-skill resource constrained project scheduling problem[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2018, 38: 54-63.
- [54] Hu R, Wen S, Zeng Z, et al. A short-term power load forecasting model based on the generalized regression neural network with decreasing step fruit fly optimization algorithm[J]. Neurocomputing, 2017, 221: 24-31.
- [55] Ye F, Lou X Y, Sun L F. An improved chaotic fruit fly optimization based on a mutation strategy for simultaneous feature selection and parameter optimization for SVM and its applications[J]. Plos One, 2017, 12(4).
- [56] Meng T, Pan Q. An improved fruit fly optimization algorithm for solving the multidimensional knapsack problem[J]. Applied Soft Computing, 2017, 50: 79-93.
- [57] Liu X, Shi Y, Xu J. Parameters tuning approach for proportion integration differentiation controller of magnetorheological fluids brake based on improved fruit fly optimization algorithm[J]. Symmetry, 2017, 9(7): 109.
- [58] 杨帆, 王小兵, 邵阳. 改进型果蝇算法优化的灰色神经网络变形预测[J]. 测绘科学, 2018(2): 1-10.
- [59] Shi Y. Brain storm optimization algorithm[M]. Berlin Heidelberg: Springer, 2011: 303-309.
- [60] Ma X, Jin Y, Dong Q. A generalized dynamic fuzzy neural network based on singular spectrum analysis optimized by brain storm optimization for short-term wind speed forecasting[J]. Applied Soft Computing, 2017, 54: 296-312.
- [61] Wang J, Hou R, Wang C, et al. Improved v-support vector regression model based on variable selection and brain storm optimization for stock price forecasting[J]. Applied Soft Computing, 2016, 49: 164-178.
- [62] El- Abd M. Global-best brain storm optimization algorithm[J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2017, 37: 27-44.
- [63] 吴亚丽, 付玉龙, 王鑫睿, 等. 目标空间聚类的差分头脑风暴优化算法[J]. 控制理论与应用, 2017(12): 1583-1593.
- [64] 陈山, 宋樱, 房胜男, 等. 基于头脑风暴优化算法的 Wiener 模型参数辨识[J]. 控制与决策, 2017(12): 2291-2295.
- [65] 杨玉婷, 史玉回, 夏顺仁. 基于讨论机制的头脑风暴优化算法[J]. 浙江大学学报: 工学版, 2013(10): 1705-1711.
- [66] 吴秀丽, 张志强, 李俊青. 求解离散调度问题的双机制头脑风暴优化算法[J]. 控制与决策, 2017(9): 1583-1590.
- [67] 周恒俊. 智能优化算法及其在图像检索中的应用研究[D]. 济南: 山东大学, 2016.
- [68] Ding Z, Lu Z, Liu J. Parameters identification of chaotic systems based on artificial bee colony algorithm combined with cuckoo search strategy[J]. Science China Technological Sciences, 2018, 61(3): 417-426.
- [69] 李素, 袁志高, 王聪, 等. 群智能算法优化支持向量机参数综述[J]. 智能系统学报, 2018, 13(1): 70-84.