

群智能算法的理论及应用综述

王水花^{1,2}, 张煜东¹, 吉根林¹

(1. 南京师范大学计算机科学与技术学院, 江苏 南京 210023)

(2. 南京大学电子科学与工程学院, 江苏 南京 210046)

[摘要] 群智能是由自然或人造的分散自组织系统所表现出来的集体智能. 群智能包含一组简单的个体, 其中个体与个体、个体与环境之间存在局部交互行为. 虽然个体遵循非常简单的规则, 但是微观的交互最终还是导致了宏观的智能行为. 在本文中, 我们对典型群智能方法的起源、发展、理论、技术、应用等做了深入的研究, 包括了蚁群优化、粒子群优化、人工蜂群、细菌觅食优化、萤火虫共五类算法. 文末提出群智能发展的六个方向.

[关键词] 群智能, 蚁群算法, 粒子群算法, 人工蜂群, 细菌觅食优化, 萤火虫算法

[中图分类号] TP18 **[文献标志码]** A **[文章编号]** 1672-1292(2014)04-0031-08

Survey on Theories and Applications of Swarm Intelligence Algorithms

Wang Shuihua^{1,2}, Zhang Yudong¹, Ji Genlin¹

(1. School of Computer Science and Technology, Nanjing Normal University, Nanjing 210023, China)

(2. School of Electronic Science and Engineering, Nanjing University, Nanjing 210046, China)

Abstract: Swarm Intelligence (SI) is the collective behavior of decentralized, self-organized systems, regardless of natural or artificial. It consists of a population of simple agents interacting locally with one another and with their environments. Although the agents follow very simple rules, the microscale interactions lead to the emergence of macroscale intelligence behavior. In this study, we make an in-depth survey on the origins, developments, theories and applications of 5 typical SI algorithms, which consist of ant colony optimization, particle swarm optimization, artificial bee colony, bacterial foraging optimization, and firefly algorithm. We conclude the paper by proposing six potential research directions.

Key words: swarm intelligence, ant colony optimization, particle swarm optimization, artificial bee colony, bacterial foraging optimization, firefly algorithm

群智能 (Swarm Intelligence, SI) 是一类分散自组织系统的集体智能行为的总称, 该表述最早在 1989 年由 Gerardo Beni 在分子自动机系统中提出. SI 系统可视作一组简单的个体, 其个体与个体、个体与环境之间存在交互作用, 最终表征出智能行为^[1]. 尽管每个个体遵循及其简单的规则, 且整个群体没有中心控制, 但最终局部个体之间的交互作用引发了全局层面上智能的涌现^[2,3].

自然界中的典型例子包括蚁群、鸟群、畜群、细菌群、鱼群等等. 以蚁群为例, 单独一个蚂蚁的行为能力有限, 无法独立存活. 而蚁群具有强大的生存和环境适应能力, 且这种能力不是个体能力简单线性叠加获得的. 多个蚂蚁之间通过信息素实现交流, 保证信息不断在群内传播, 由此单个蚂蚁不断改变自身的行为模式, 最终个体通过聚集成群后的交流, 使得群体涌现出智能^[4].

SI 具有以下特点^[5]: (1) 群体中相互合作的个体是分布的; (2) 没有中心控制, 具备鲁棒性; (3) 可通过个体之间的通信进行合作, 具有可扩充性; (4) 个体能力简单, 实现方便. 尽管 SI 的理论还不成熟, 但它已成为有别于传统人工智能的一种新方法, 并成为人工智能领域的研究热点.

SI 除了用于求解优化问题, 还可用于控制、预测、仿真等领域^[6]. 限于篇幅, 本文仅讨论群智能优化算法, 包括经典的蚁群优化、粒子群优化, 和较新颖的人工蜂群、细菌觅食优化、萤火虫算法等. 文章结构如

收稿日期: 2014-02-18.

基金项目: 国家自然科学基金 (40871176、610011024)、南京师范大学高层次人才科研启动基金项目 (2013119XGQ0061).

通讯联系人: 张煜东, 博士, 教授, 研究方向: 人工智能与医学图像处理. E-mail: zhangyudong@njnu.edu.cn

下:第 2 章分析了现代优化领域碰到的困难,解释了 SI 产生的背景,分析了 SI 的起源;第 3 章给出了 5 个经典 SI 算法的原理、实现过程、研究现状、应用现状;第 4 章总结全文,给出 SI 发展的 6 个可能的研究方向.

1 SI 算法起源

传统的优化方法适用于软问题,即问题满足:定义明确、容易预测、多项式时间复杂度.然而随着研究的深入,学者们遇到大量的硬问题(Hard Problem)^[7],可分为下述三类^[8]:(1)定义不明确问题:包括人机交互,自然语言解释等;(2)预测困难问题:包括股票分析,自动机器人,商业投资分析等;(3)计算困难问题,包括 NP 问题,行为响应规划问题等.

对于上述硬问题,目前较好的解决方法包括 DNA 计算、量子计算、智能计算.前两者的本质是改变计算的硬件,较难实现.而后者是从软件上修改计算模型,易于实现^[9].智能计算包括进化算法、模糊逻辑、人工神经网络、人工免疫系统、群智能等.图 1 给出了硬问题与智能计算、群智能的关系示意图.

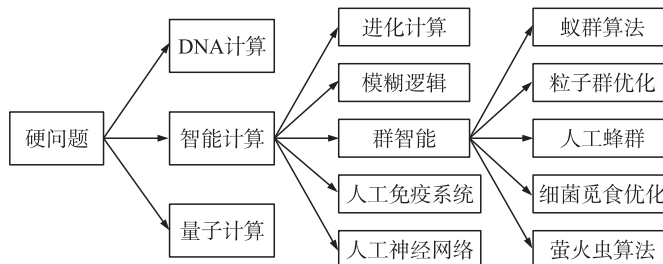


图 1 硬问题、智能计算、群智能的关系

Fig. 1 Relationship among hard problem, intelligence computing and swarm intelligence

2 SI 算法原理、研究与应用

Mark Millonas 提出一个 SI 系统必须满足下述五条基本原则:(1)近似准则:群体能够执行简单的空时计算;(2)特征准则:群体能够响应环境中的变化;(3)多样准则:群体的响应行为应具有多样性;(4)稳健准则:环境变化时群体应保持足够的稳健型;(5)自适应准则:即使付出代价,群体必须能够改变自身的行为以适应环境.以上五条准则成为 SI 最基本的理论和指导法则^[10].

SI 的研究为学术、工业等实际问题提供了新的解决方法,一些学者根据昆虫群体和其他动物群体的集体行为,提出相应的 SI 优化算法,常见的有蚁群优化与粒子群优化,较新颖的有人工蜂群、细菌觅食优化、萤火虫算法等.

2.1 蚁群优化

蚁群优化(ACO)也称为蚂蚁算法或蚁群算法,它是一种模仿蚁群觅食行为的概率搜索技术,可用于求解路径问题.1991 年,Colormi 与 Dorigo 提出 ACO 的基本模型,之后 Dorigo 在他的博士论文中总结出 ACO 的核心思想.1996 年 Dorigo 系统阐述了 ACO 的基本原理和数学模型,将其与遗传算法、禁忌搜索算法、模拟退火算法、爬山法等仿真比较,均获得较好的结果.1998 年学术界召开了第一届蚁群算法国际研讨会(ANTS),2000 年 Dorigo 在《自然》杂志上发表蚁群算法的研究综述,把 ACO 的研究推向了国际学术最前沿.2003 年 11 月欧盟委员会授予 Dorigo“居里夫人杰出成就奖”^[11].

2.1.1 原理与实现

图 2 给出了蚁群的觅食过程,图中 F 表示食物,N 表示蚁巢.图 2(a)显示了蚂蚁发现食物源后,返回蚁巢报信,在经过的路径上留下信息素.图 2(b)显示了整个蚁群随机经过四条备选路径到达该食物源,最短路径所遗留的信息素不断得到增强,因此能吸引更多蚂蚁.图 2(c)显示了整个蚁群最终选择最短路径,其它较长路径上的信息素完全挥发^[12].

以 TSP 问题为例,对 ACO 算法做简单介绍.设 $b_i(t)$ 表示 t 时刻位于城市 i 的蚂蚁数, n 为城市规模, m 为蚂蚁总数, C 为城市集合, R 为路径集合. $\tau_{ij}(t)$ 为 t 时刻路径 (i,j) 上的信息素, d_{ij} 为城市 i 与 j 的距离, $\eta_{ij}(t)$ 为 t 时刻路径 (i,j) 上的权重函数(例如代价函数,可取 $\eta_{ij}(t) = 1/d_{ij}$). $\text{Tabu}[k]$ 表示蚂蚁 k 走过的城市, $\text{Allow}[k]$ 表示蚂蚁 k 下一步允许经过的城市,满足 $\text{Tabu}[k] + \text{Allow}$

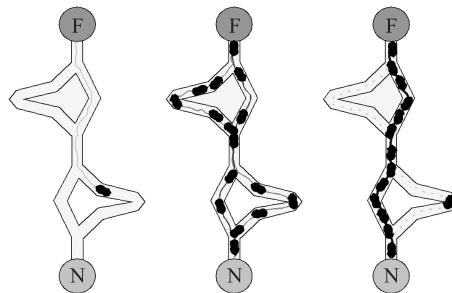


图 2 ACO 的模拟对象—蚁群

Fig. 2 Ant colony, mimicked by ACO algorithm

$[k]=C$. 初始化时,将 m 只蚂蚁随机放置在 n 个城市中,并令所有路径上信息量相等,即 $\tau_{ij}(0)=\text{Const.}$ 对蚂蚁 k ,若 t 时刻在城市 i ,那么下一步转移到城市 j 的概率为

$$P_{ij}^k(t) = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}(t)]^\alpha [\eta_{ij}(t)]^\beta}{\sum_{s \notin \text{Tabu}[k]} [\tau_{is}(t)]^\alpha [\eta_{is}(t)]^\beta} & j \in \text{Allow}[k], \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases} \quad (1)$$

式中, $\alpha(>0)$ 为信息启发式因子,控制遗留在路径上的信息素的影响; $\beta(>1)$ 为路径权重因子,控制该路径的权重影响.当所有蚂蚁到达终点后,信息素浓度更新:

$$\begin{aligned} \tau_{ij}(t+1) &= (1-\rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t), \\ \Delta\tau_{ij}(t) &= Q/\sum d. \end{aligned} \quad (2)$$

式中, $\Delta\tau_{ij}(t)$ 表示本次循环中路径 (i,j) 上的信息素增量, $\rho(0<\rho<1)$ 表示信息素挥发系数, $1-\rho$ 表示信息素残留因子, Q 为信息素强度^[13,14].

2.1.2 研究与应用现状

Dorigo 在 90 年代提出 ACO 的模型—蚂蚁系统 (Ant System),之后不断有学者对其改进.改进算法的共同点在于增强了蚂蚁搜索过程中对最优解的探索能力,不同点在于搜索控制策略方面.一般地,取得较好结果的 ACO 是通过引入局部搜索实现的,这实际是将 ACO 与局部搜索算法结合,所得的混杂算法有利于提高求解速度和精度^[15].

精英蚂蚁系统 (Elite Ant System, EAS) 引入精英策略,算法执行过程中,对遗留在最短路径上的信息素给予增强,并将经过这些路径的蚂蚁记为“精英”^[16]. 最大最小蚂蚁系统 (Max-Min Ant System, MMAS)^[17] 限制信息素浓度在 $[\tau_{\min}, \tau_{\max}]$ 范围内,只有最优的蚂蚁才能得到最大浓度 τ_{\max} 的信息素. 算法初始化时所有路径的浓度均为 τ_{\max} ,执行过程中如果算法停滞,则所有路径的浓度会再次初始化为 τ_{\max} . 隶属云蚁群算法 (MCMACA)^[18] 分析了四种基本云模型:基本云、U 条件云、V 条件云、逆向云,然后构建云发生器来控制信息素强度 Q 与信息素挥发系数 ρ . 迭代蚁群算法 (RACO)^[19] 引入“深度”表征迭代的程度,每个深度是一个标准 ACO,当前深度的结果作为下一个深度的模型. 等级蚂蚁系统 (ASrank)^[20] 对所有解按照适应度排序,信息素的存放根据适应度的大小来决定,因此越短的路径上会存放越多的信息素. 变采样蚁群优化 (SamACO)^[21] 通过连续变采样技术,使得蚁群能够求解连续优化问题. 算法的核心在于一种新的将连续搜索空间离散化的采样技术,与一种基于采样值的解的构建方法. 对单模和多模的连续函数测试,发现 SamACO 优于当前流行的计算智能方法.

ACO 为解决组合优化问题提出了一种途径,并被应用到更广的领域中去. Hemmatian 等人提出采用 EAS 求解多目标混杂薄片,实现最轻总量与最小代价^[22]. 文中涉及两种薄片,分别是玻璃环氧树脂与石墨环氧树脂. 约束函数为必须满足的自然频率响应. 实验发现, EAS 得到的效果优于 GA 与 ACO. Tang 等^[23] 提出采用 MMAS 求解车辆路径问题,约束为车辆的负载能力和货物的重量. 文中采用了分割运输 (Split-Delivery) 策略,可以更好的利用地理位置和货物载重等特征. 张煜东等^[24] 提出一种基于正负反馈机制的改进蚁群算法,实现了对嵌入式系统和片上系统的软硬件双路划分. 采用熵来表征蚁群的正负反馈强度,根据蚁群在过去、当前的熵值大小指导算法的参数调整. 文仁强等^[25] 将 ACO 用于灾后应急资源调度,建立了考虑多需求点、多供应点、多资源类型、且多个资源供应点的模型. 文中设计了求解模型的多蚁群优化算法,在全局信息素更新规则中引入精英策略,指导多蚁群间相互交换与共享信息,加快全局非劣解搜索效率. 算例分析表明 ACO 能够很好地处理大型复杂网络. Hsu 等^[26] 提出种差分进化激活的连续蚁群优化 (SDE-CACO) 方法,用来训练在线产生的 2 型模糊控制器 (IT2FC) 的所有参数,达到控制移动机器人随墙行走的目的. SDE-CACO 的本质是将 SDE 变异算子嵌入到连续 ACO 算法中,以增强其解空间探索能力.

2.2 粒子群优化

粒子群优化 (PSO), 又称微粒群算法,由 Kennedy 和 Eberhart 等于 1995 年提出的一种演化计算技术,来源于对一个简化社会模型的模拟^[27]. 其中,概念“群 (swarm)”来源于微粒群,符合 SI 的 5 个基本原则. 概念“粒子 (particle)”是一个折衷的选择,因为既需要将群体中的成员描述为没有质量、没有体积的,也需要描述它的速度和加速状态^[28].

2.2.1 原理与实现

PSO 将每个可行解视作一个粒子,每个粒子有两个属性,位置 x 与速度 v . 每次迭代计算每个粒子的适应度函数,然后不断跟踪两个最好的粒子:一是当前粒子经历的最优位置,称为“ $pBest$ ”;另一是全局最优位置的粒子,称为“ $gBest$ ”. 综上,任意粒子的速度与位置按下式更新:

$$v = \omega \cdot v + c_1 r_1 (pBest - x) + c_2 r_2 (gBest - x), \quad (3)$$

$$x = x + v, \quad (4)$$

其中, ω 表示惯性权重,控制过去速度对现在速度的影响. c_1 与 c_2 是正常数,表示加速度系数. r_1 与 r_2 是两个在 $[0, 1]$ 上均匀分布的随机数. 粒子速度存在一个上限 v_{\max} , 以保证粒子的搜索不会太快. 如果当前对微粒的加速导致它的在某维的速度 v 超过该维的最大速度 v_{\max} , 则该维的速度将被限制为 v_{\max} .

公式解析如下:第一部分 ωv 表示粒子先前行为的惯性;第二部分 $c_1 r_1 (pbest - x)$ 为认知部分,表示粒子本身的思考;第三部分 $c_2 r_2 (gBest - x)$ 为社会部分,表示粒子间的信息共享和相互合作. 认知部分可由 Thorndike 的效应法则解释,即一个得到加强的随机行为在将来更有可能出现,这样的模型假定粒子被激励着去减小误差. 社会部分可以由 Bandura 的替代强化解释,即最佳微粒的行为将被其它微粒所模仿. PSO 使用如下心理学假设:在寻求一致的认知过程中,个体不仅记住自身的信念,而且考虑同事的信念. 当察觉同事的信念较好的时候,将进行适应性调整. PSO 算法流程如下:

- Step 1** 初始化,随机设置每个粒子的速度 v 和位置 x ;
- Step 2** 计算每个粒子的适应度函数;
- Step 3** 对每个粒子,将其适应度和 $pbest$ 比较. 若当前粒子更佳,则 $pbest = x$;
- Step 4** 对每个粒子,将其适应度和 $gbest$ 比较,若当前粒子较佳,则 $gbest = x$;
- Step 5** 按照方程,更新粒子的速度和位置;
- Step 6** 如未满足终止条件,返回 Step 2, 否则输出最优粒子的位置 x 和适应度 $gbest$.

2.2.2 研究与应用现状

Shi 等^[29]提出惯性权重的思想,即 ω 随着算法迭代而动态递减,提高了算法的有效性和可靠性. Coelho^[30]提出量子粒子群算法(QPSO),并采用高斯分布的变异算符,实验显示 QPSO 在收敛精度和速度上都较优. Tatsumi 等^[31]提出混沌粒子群算法(CPSO),其中每个粒子的位置由混沌系统更新. Wu 等^[32]提出一种增强的整数编码粒子群优化(EICPSO)方法,算法借鉴过去的局部最优点来生成新的粒子. Li 等^[33]认为所有粒子采用同一个简单的学习模式,可能会导致智能的缺乏,使得粒子无法适应复杂局势. 因此提出一种自学习的粒子群优化(SLPSO)用于全局优化问题. SLPSO 中每个粒子包含一组四个策略,可处理搜索空间的不同状况. 在个体水平上,四个策略通过自学习的框架彼此合作,使得粒子可根据自身的特性选择最优策略. Pehlivanoglu 等^[34]认为随着迭代,粒子之间越来越相似,均聚集在最优粒子的邻域,从而造成算法早熟. 因此文章提出一种多频率振动粒子群算法(MVPSO),核心在于一种新的变异策略和多样性变化.

另一类改进 PSO 算法着重在构建粒子的拓扑结构. 为了避免早熟,不采用全局最优解 $gBest$, 而是选择领域(也称局部、子群)最优解 $nBest$. 领域可定义为 m 个最靠近自身的粒子. 粒子自身和其领域构成一个链接网,称为 PSO 的拓扑. 典型的拓扑包括环型结构^[35],每个粒子有 2 个对应的领域粒子. 其他常见的拓扑结构包括:星型、轮型、随机型、金字塔型等^[36].

研究者尝试将 PSO 用于各种工程优化问题,均取得较好结果. Navalertporn 等^[37]采用双向 PSO 算法执行多目标优化,最终实现制造工程中的最有参数估计任务. Sun 等^[38]针对服务质量的组播路由问题,将其转换为带约束的整数规划问题. 然后采用 QPSO 与循环删除算子求解. Tang 等^[39]提出采用 CPSO 训练支持向量机,用于旋转机器的故障诊断,实验表明该算法优于人工神经网络与最小方差支持向量机方法. Fu 等^[40]提出相位角编码带量子行为的粒子群算法,用于无人机路线规划问题,能在不同威胁环境下寻找安全可飞的路径. 实验证明算法优于遗传算法、差分进化、和 3 个 PSO 变种算法. Genovesi 等^[41]提出一种基于多维解空间的个体位置初始化策略,算法将解空间划分为多个子空间,使每个子空间的个体分布更均匀. 算法运行一段时间后,移除子空间的边界限制,将每组子空间的最优位置信息传递给个体,使个体可以探索整个解空间. 该算法证实优于标准 PSO 算法. 文中将该方法用于人工磁导体的合成,取得了较好的结

果. Chan 等^[42]提出一种多通道的信号增强方法,以改进商务语音识别器的性能.该方法通过智能粒子群优化,设计一个无需手动微调的波形形成器,性能优于传统 PSO 算法.

2.3 其他 SI 算法

目前还有许多新兴的 SI 算法,包括人工蜂群、细菌觅食优化、萤火虫算法等.它们的出现为群智能算法家族增添了新成员,为智能计算提供了新思路,为工程应用等实际问题提出了新的解决方案.限于篇幅,我们对上述算法的原理作简单介绍.

2.3.1 人工蜂群

2005 年 Karaboga 等提出人工蜂群(ABC)算法.蜜蜂是一种群居昆虫,虽然单个蜜蜂的行为极其简单,但是所组成的群体却表现出极其复杂的行为.真实的蜜蜂种群能在任何环境下,以极高的效率从食物源(花朵)中采集花蜜;同时,它们能自适应环境的改变. ABC 模仿蜜蜂行为,通过人工蜂个体的局部寻优,最终在群体中得到全局最优解^[43,44].

ABC 包括 3 种蜜蜂:雇佣蜂(employed bees)、旁观蜂(onlookers)、侦查蜂(scouts);以及两类行为模型:为食物源招募(recruit)蜜蜂和放弃(abandon)某个食物源. ABC 做如下假设:

(1)食物源.其价值由多方面因素决定,如:离蜂巢的距离,包含花蜜的丰富程度,获得花蜜的难易程度.每个食物源仅有一个雇佣蜂.

(2)雇佣蜂.其寻找到食物源后返回蜂巢,通过摇摆舞将信息传递给其他蜜蜂.

(3)侦查蜂.当前食物源采集完后,雇佣蜂转为侦查蜂,并搜索新的食物源.

(4)旁观蜂.旁观蜂观看雇佣蜂的摇摆舞后,选择跟随某个雇佣蜂出发采集食物.

在群智能的形成过程中,蜜蜂间交换信息是最为重要的一环.舞蹈区是蜂巢中最重要的信息交换场所.食物源的信息在舞蹈区通过摇摆舞的形式与其他蜜蜂共享,雇佣蜂通过摇摆舞的持续时间等表现食物源的收益率(profitability),故旁观蜂可通过观察到的舞蹈、并依据收益率来选择到哪个食物源采蜜.收益率与食物源被选择的概率成正比.因而,蜜蜂被招募到某一个食物源的概率与食物源的收益率成正比.

2.3.2 细菌觅食优化

细菌觅食优化(BFO)模拟大肠杆菌的三类觅食行为^[45,46]:(1)趋向性(chemotaxis).大肠杆菌在整个生命周期内,不断的在游动和旋转两个基本运动之间切换,目的是寻找食物并躲避有毒物质.(2)繁殖(reproduction).经过一段时间的食物搜索,部分觅食能力差的细菌会被淘汰掉,剩余的细菌繁殖后代以维持种群.(3)迁徙(elimination and dispersal).细菌生活的区域可能会发生剧烈变化,因此细菌群会集体迁徙到一个新区域. BFO 通过模拟细菌的趋向性、繁殖、迁徙等行为,来求解优化问题^[47].这三个步骤详述如下:

(1)趋向性.细菌向富养区域聚集的行为称为趋向性.细菌运动模式包括翻转和前进.细菌向任意方向移动单位步长定义为翻转.当细菌完成一次翻转后,若适应值得到改善,将沿同一方向继续移动若干步,直至适应值不再改善,或达到预定的移动步数临界值.此过程定义为前进.

(2)繁殖.一旦细菌生命周期结束,即达到临界趋化次数,将进行繁殖.其繁殖过程遵循自然界“优胜劣汰,适者生存”原则.以趋向过程中各细菌适应值累加和为标准,较差的半数细菌死亡,较好的半数细菌分裂成两个子细菌.子细菌将继承母细菌生物特性,具有与父细菌相同的位置与步长.

(3)迁徙.趋向过程可确保细菌的局部搜索能力,繁殖过程能加快细菌的搜索速度,但对于复杂、多模、不可微的优化问题,趋向和繁殖无法避免细菌陷入局部极小.迁徙可加强 BFO 的全局搜索能力.细菌在完成一定次数的繁殖后,将以一定概率迁徙到搜索空间中任意位置.

除了上述三类觅食行为,BFO 还有群聚性特点:每个细菌受到种群中其他个体的吸引力,同时也受到附近个体的排斥力.

2.3.3 萤火虫算法

2009 年剑桥大学的 Yang 等提出萤火虫算法(FA)^[48]. FA 目前的理论研究较少,但已成功应用到图像压缩^[49]、故障检测^[50]、化学相平衡^[51]、蛋白质折叠问题^[52]等领域. FA 模拟萤火虫的闪光,闪光的两种基本功能是吸引配偶、吸引隐藏的食物.在解决实际问题中,萤火虫的亮度一般设置为待优化的目标函数. FA 算法假定:

- (1)所有萤火虫都是单性的,不分性别,任意两个萤火虫可互相吸引;
- (2)萤火虫之间的吸引力和它们闪光的亮度成正比,暗的萤火虫更容易被亮的萤火虫吸引,且吸引力随着距离的增加而下降;
- (3)如果没有更亮的萤火虫,则当前萤火虫随机游动。

3 结论与展望

SI 是一门非常年轻的科学,目前尚属于研究的起步阶段,因此在其理论和应用方面还有很大的研究空间^[53]。本文讨论五类 SI 算法:蚁群优化、粒子群优化、人工蜂群、细菌觅食优化、萤火虫算法,并给出每类算法的原理、实现、研究与应用现状。

未来 SI 的研究方向将主要集中在以下六点:(1)算法性能的改进。SI 有时会发生早熟现象,设计更优性能的 SI 算法,避免陷入局部最优解。(2)算法参数的设置。部分 SI 的参数较敏感,若设置不当会影响算法性能,因此如何设置 SI 的最优参数,这本身又是一个优化问题。(3)算法的收敛证明。目前对 SI 的收敛性和稳定性的理论尚不完善,需要强有力的数学模型和理论支撑。(4)算法的生物机理。目前 SI 模仿的生物机理尚未完全清晰,需要生物学家的合作参与,将 SI 更紧密地与自然、生物、现实环境等联系在一起。(5)算法的结合。将 SI 与其他算法的优点结合在一起,从而提出更高效的算法。(6)算法的应用。SI 能够求解所有可转为优化的问题。因此,SI 在大部分科学和工程中都具有广泛的应用前景。

[参考文献](References)

- [1] Rubio-Largo A, Vega-Rodriguez M A, Gomez-Pulido J A, et al. A comparative study on multiobjective swarm intelligence for the routing and wavelength assignment problem[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part C: Applications and Reviews, 2012, 42(6): 1 644–1 655.
- [2] Paterlini S, Krink T. Differential evolution and particle swarm optimisation in partitional clustering[J]. Computational Statistics and Data Analysis, 2006, 50(5): 1 220–1 247.
- [3] Du X, Cheng L, Liu L. A swarm intelligence algorithm for joint sparse recovery[J]. IEEE on Signal Processing Letters, 2013, 20(6): 611–614.
- [4] Lee D S, Lee A C. Pheromone propagation controller: the linkage of swarm intelligence and advanced process control[J]. IEEE Transactions on Semiconductor Manufacturing, 2009, 22(3): 357–372.
- [5] Hinchey M G, Sterritt R, Rouff C. Swarms and swarm intelligence[J]. Computer, 2007, 40(4): 111–113.
- [6] Naeem M, Pareek U, Lee D C. Swarm intelligence for sensor selection problems[J]. IEEE on Sensors Journal, 2012, 12(8): 2 577–2 585.
- [7] Smith C U M. The ‘hard problem’ and the quantum physicists. Part 2: Modern times[J]. Brain and Cognition, 2009, 71(2): 54–63.
- [8] Krink T. Cooperation and selfishness in strategies for resource management[J]. Spill Science and Technology Bulletin, 2000, 6(2): 165–171.
- [9] Samanta C K, Padhy S K, Panigrahi S P, et al. Hybrid swarm intelligence methods for energy management in hybrid electric vehicles[J]. Electrical Systems in Transportation, 2013, 3(1): 22–29.
- [10] 冯静,舒宁. 群智能理论及应用研究[J]. 计算机工程与应用, 2006(17): 31–34.
Feng Jing, Shu Ning. Applications and theory of swarm intelligence[J]. Computer Engineering and Applications, 2006(17): 31–34. (in Chinese)
- [11] Afshar M H. A parameter free continuous ant colony optimization algorithm for the optimal design of storm sewer networks: constrained and unconstrained approach[J]. Advances in Engineering Software, 2010, 41(2): 188–195.
- [12] Zhang Y, Wu L. Bankruptcy prediction by genetic ant colony algorithm[J]. Advanced Materials Research, 2011, 186: 459–463.
- [13] Blum C, Dorigo M. The hyper-cube framework for ant colony optimization[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 2004, 34(2): 1 161–1 172.
- [14] Dorigo M, Birattari M, Stutzle T. Ant colony optimization[J]. IEEE on Computational Intelligence Magazine, 2006, 1(4): 28–39.

- [15] 彭喜元,彭宇,戴毓丰. 群智能理论及应用[J]. 电子学报,2003,31(12A):1 982–1 988.
Peng Xiyuan, Peng Yu, Dai Yufeng. Swarm intelligence theory and applications[J]. Acta Electronica Sinica, 2003, 31(12A): 1 982–1 988. (in Chinese)
- [16] Gu J H, Tan Q, Li N N, et al. A new ACO with immune ability[C]//Proceedings of the Machine Learning and Cybernetics, 2006 International Conference. Busan, Korea, 2006; 4 278–4 281.
- [17] Wong K Y, See P C. A new minimum pheromone threshold strategy (MPTS) for max-min ant system[J]. Applied Soft Computing, 2009, 9(3): 882–888.
- [18] 张煜东, 吴乐南, 唐磊. 隶属云模型蚁群算法的新应用: 生鲜食品多阶段动态定价[J]. 统计与决策, 2009(22): 26–29.
Zhang Yudong, Wu Lenan, Tang Lei. Colud model based ant colony algorithm for multi-period dynamic pricing of fresh food [J]. Statistics and Decision, 2009(22): 26–29. (in Chinese)
- [19] Gupta D K, Arora Y, Singh U K, et al. Recursive ant colony optimization for estimation of parameters of a function[C]//Proceedings of the Recent Advances in Information Technology (RAIT), 2012 1st International Conference. Dhanbad, India, 2012; 448–454.
- [20] Fonseca L G, Capriles P V S C, Barbosa H J C, et al. A stochastic rank-based ant system for discrete structural optimization [C]//Proceedings of the Swarm Intelligence Symposium 2007. Berlin: IEEE, 2007: 68–75.
- [21] Hu X M, Zhang J, Chung H S H, et al. SamACO: variable sampling ant colony optimization algorithm for continuous optimization[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B: Cybernetics, 2010, 40(6): 1 555–1 566.
- [22] Hemmatian H, Fereidoon A, Sadollah A, et al. Optimization of laminate stacking sequence for minimizing weight and cost using elitist ant system optimization[J]. Advances in Engineering Software, 2013, 57: 8–18.
- [23] Tang J, Ma Y, Guan J, et al. A max-min ant system for the split delivery weighted vehicle routing problem[J]. Expert Systems with Applications, 2013, 40(18): 7 468–7 477.
- [24] 张煜东, 吴乐南, 韦耿. 基于正负反馈机制的蚁群算法用于软硬件划分[J]. 电子测量与仪器学报, 2009, 23(8): 32–38.
Zhang Yudong, Wu Lenan, Wei Geng. Application of improved ant colony algorithm based on forward/backward feedback in hardware/software partition[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument, 2009, 23(8): 32–38. (in Chinese)
- [25] 文仁强, 钟少波, 袁宏永, 等. 应急资源多目标优化调度模型与多蚁群优化算法研究[J]. 计算机研究与发展, 2013, 50(7): 1 464–1 472.
Wen Renqiang, Zhong Shaobo, Yuan Hongyong, et al. Emergency resource multi-objective optimization scheduling model and multi-colony ant optimization algorithm[J]. Journal of Computer Research and Development, 2013, 50(7): 1 464–1 472. (in Chinese)
- [26] Hsu C H, Juang C F. Evolutionary robot wall-following control using type-2 fuzzy controller with species-DE-activated continuous ACO[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2013, 21(1): 100–112.
- [27] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization [C]//Proceedings of the Neural Networks, 1995 Proceedings, IEEE International Conference. Perth, WA, USA, 1995: 1942–1948.
- [28] Zhang Y, Wu L, Wang S. UCAV path planning by fitness-scaling adaptive chaotic particle swarm optimization [J]. Mathematical Problems in Engineering, 2013, 2013: 1–9.
- [29] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer [C]//Evolutionary Computation Proceedings, 1998 IEEE World Congress on Computational Intelligence, The 1998 IEEE International Conference. Anchorage, AK, USA, 1998: 69–73.
- [30] Coelho L D S. Gaussian quantum-behaved particle swarm optimization approaches for constrained engineering design problems [J]. Expert Systems with Applications, 2010, 37(2): 1 676–1 683.
- [31] Tatsumi K, Ibuki T, Tanino T. A chaotic particle swarm optimization exploiting a virtual quartic objective function based on the personal and global best solutions[J]. Applied Mathematics and Computation, 2013, 219(17): 8 991–9 011.
- [32] Wu W C, Tsai M S. Application of enhanced integer coded particle swarm optimization for distribution system feeder reconfiguration[J]. Power Systems, IEEE Transactions on, 2011, 26(3): 1 591–1 599.
- [33] Li C, Yang S, Nguyen T T. A self-learning particle swarm optimizer for global optimization problems[J]. Systems, Man, and Cybernetics, Part B: Cybernetics, IEEE Transactions on, 2012, 42(3): 627–646.
- [34] Pehlivanoglu Y V. A new particle swarm optimization method enhanced with a periodic mutation strategy and neural networks [J]. Evolutionary Computation, IEEE Transactions on, 2013, 17(3): 436–452.
- [35] Figueiredo E M N, Ludermir T B. Effect of the PSO topologies on the performance of the PSO-ELM [C]//Proceedings of the

- Neural Networks(SBRN),2012 Brazilian Symposium. Curitiba,Parana,Brazil,2012:178–183.
- [36] Lane J,Engelbrecht A,Gain J. Particle swarm optimization with spatially meaningful neighbours [C]//Proceedings of the Swarm Intelligence Symposium 2008. St. Louis,Missouri:IEEE,2008.
- [37] Navalertporn T,Afzulpurkar N V. Optimization of tile manufacturing process using particle swarm optimization[J]. Swarm and Evolutionary Computation,2011,1(2):97–109.
- [38] Sun J,Fang W,Wu X,et al. QoS multicast routing using a quantum-behaved particle swarm optimization algorithm[J]. Engineering Applications of Artificial Intelligence,2011,24(1):123–131.
- [39] Tang X,Zhuang L,Cai J,et al. Multi-fault classification based on support vector machine trained by chaos particle swarm optimization[J]. Knowledge-Based Systems,2010,23(5):486–490.
- [40] Fu Y,Ding M,Zhou C. Phase angle-encoded and quantum-behaved particle swarm optimization applied to three-dimensional route planning for UAV[J]. IEEE Transactions on Systems,Man and Cybernetics-Part A:Systems and Humans,2012,42(2):511–526.
- [41] Genovesi S,Monorchio A,Mitra R,et al. A sub-boundary approach for enhanced particle swarm optimization and Its application to the design of artificial magnetic conductors[J]. IEEE Transactions on Antennas and Propagation,2007,55(3):766–770.
- [42] Chan K Y,Yiu C K F,Dillon T S,et al. Enhancement of speech recognitions for control automation using an intelligent particle swarm optimization[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2012,8(4):869–879.
- [43] Karaboga D,Basturk B. On the performance of artificial bee colony (ABC) algorithm[J]. Applied Soft Computing,2008,8(1):687–697.
- [44] Karaboga D,Akay B. A comparative study of artificial bee colony algorithm[J]. Applied Mathematics and Computation,2009,214(1):108–132.
- [45] Okaeme N A,Zanchetta P. Hybrid bacterial foraging optimization strategy for automated experimental control design in electrical drives[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics,2013,9(2):668–678.
- [46] Ebrahimi J,Hosseini S H,Gharehpetian G B. Unit commitment problem solution using shuffled frog leaping algorithm[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2011,26(2):573–581.
- [47] 周雅兰. 细菌觅食优化算法的研究与应用[J]. 计算机工程与应用,2010,46(20):16–21.
Zhou Yalan. Research and application on bacteria foraging optimization algorithm [J]. Computer Engineering and Applications,2010,46(20):16–21. (in Chinese)
- [48] Yang X S,Sadat Hosseini S S,Gandomi A H. Firefly algorithm for solving non-convex economic dispatch problems with valve loading effect[J]. Applied Soft Computing,2012,12(3):180–186.
- [49] Horng M H. Vector quantization using the firefly algorithm for image compression[J]. Expert Systems with Applications,2012,39(1):1078–1091.
- [50] Falcon R,Almeida M,Nayak A. Fault identification with binary adaptive fireflies in parallel and distributed systems[C]//Proceedings of the Evolutionary Computation(CEC),2011 IEEE Congress on. New Orleans,2011:1359–1366.
- [51] Fateen S E K,Bonilla-Petriciolet A,Rangaiah G P. Evaluation of covariance matrix adaptation evolution strategy, shuffled complex evolution and firefly algorithms for phase stability, phase equilibrium and chemical equilibrium problems [J]. Chemical Engineering Research and Design,2012,90(12):2051–2071.
- [52] Zhang Y,Wu L,Wang S. Solving two-dimensional HP model by firefly algorithm and simplified energy function [J]. Mathematical Problems in Engineering,2013(13):1–9.
- [53] Ducatelle F,Di Caro G A,Gambardella L M. An evaluation of two swarm intelligence MANET routing algorithms in an urban environment[C]//Proceedings of the Swarm Intelligence Symposium 2008. St. Louis,Missouri:IEEE,2008.

[责任编辑:陆炳新]