

萤火虫优化算法理论研究综述

程美英 倪志伟 朱旭辉

(合肥工业大学管理学院 合肥 230009) (过程优化与智能决策教育部重点实验室 合肥 230009)

摘要 萤火虫算法作为一种模仿自然界萤火虫捕食求偶行为的群体智能算法,在离散域优化问题及连续域优化问题中均得到较好的应用,但易“陷入局部最优”这种所有启发式算法均存在的固有缺陷在萤火虫算法中依然存在。从算法的改进、算法的融合、多种群思想以及离散化机理等方面讨论了近些年萤火虫算法的若干改进,最后评述了萤火虫算法未来的研究方向和主要研究内容。

关键词 萤火虫算法,算法改进,算法融合,离散化机理,趋向同步弱连接,细胞自动机

中图分类号 TP301.6 文献标识码 A DOI 10.11896/j.issn.1002-137X.2015.4.002

Overview on Glowworm Swarm Optimization or Firefly Algorithm

CHENG Mei-ying NI Zhi-wei ZHU Xu-hui

(School of Management, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

(Key Laboratory of Process Optimization and Intelligent Decision-making, Ministry of Education, Hefei 230009, China)

Abstract The glowworm swarm optimization algorithm (GSO) or firefly algorithm (FA) is one of the intelligence algorithms, which is inspired by the biological behavior of the glowworm attracting mates or preying. It has good performance in the discrete combinational optimization problems and continuous optimization problems. However, it still has some drawbacks such as it's easily trapped into local optimal solutions. Starting with the improvement and fusion of the algorithm as well as the discrete mechanism, this paper presented a series of schemes on improving the GSO or FA. Finally, some meaningful remarks on the future research were presented.

Keywords Glowworm swarm optimization algorithm (GSO) or firefly algorithm (FA), Evaluation algorithm, Fusion algorithm, Discrete mechanism, Sync of weak links, Cellular automata

自然是人类创新灵感的不竭源泉。自然界中的生命个体完美而精妙,由个体组成的群体更是绚烂多姿,如看似简单的蜜蜂能造出精美的蜂窝;鸟群在没有集中控制下能同步飞行;最低等的单细胞生物细菌可以在一个迷宫中找到最短路径,或者以高效的方式连接不同的食物阵列;萤火虫个体通过自身发出短促而有节奏的荧光完成求偶交配、繁殖及觅食等活动。

人们受自然界中上述各种自然现象或过程的启发,提出了许多用于解决复杂优化问题的新方法。萤火虫算法作为一种模仿自然界中萤火虫成虫发光特性的随机优化算法,在算法中舍弃了萤火虫发光的一些生物学意义,只利用其发光特性在其搜索区域寻找伙伴,并向邻域结构内位置较优的萤火虫移动,从而实现位置进化。

萤火虫算法自 2005 年在 IEEE 群体智能会议上首次提出以来,因在探测多束源定位、群体机器人应用、有害气体泄漏或核泄漏检测^[1-3]以及多模态优化问题^[4,5]等方面得到较好的应用而很快引起国内外学者的广泛关注,成为智能计算领域一个新的研究热点。广西民族大学的周永权教授和上海

理工大学的叶春明教授等人对该算法研究较多。

萤火虫算法作为一种新的群体智能仿生优化算法,发展时间尚短,存在诸多不足。近几年,相关学者对其进行多角度改进,本文在此基础上对这种新型的群体智能算法的研究进展进行综述,探讨近些年的理论研究现状以及今后的发展方向。

1 基本萤火虫算法

1.1 萤火虫算法的生物学机理

在该算法中,萤火虫彼此吸引的原因取决于两个要素:自身亮度和吸引度。其中,萤火虫发出荧光的亮度取决于自身所在位置的目标值,亮度越高表示所处的位置越好,即目标值越佳。吸引度与亮度有关,愈亮的萤火虫拥有愈高的吸引力,可以吸引视线范围内亮度比其弱的萤火虫往这个方向移动。如果发光亮度相同,则萤火虫各自随机移动。亮度和吸引度与萤火虫之间的距离成反比,都随着距离的增加而减小,这相当于模拟了荧光在空间传播时被传播媒介吸收而逐步衰减的特性。

到稿日期:2014-05-18 返修日期:2014-08-08 本文受国家自然科学基金项目(71271071,71301041),国家“863”云制造主题项目(2011AA040501),中央高校基本科研业务费专项资金项目(2012HGBZ0208,2011HGBZ1310)资助。

程美英(1983—),女,博士生,主要研究方向为群智能算法、数据挖掘;倪志伟(1963—),男,教授,博士生导师,主要研究方向为数据挖掘、机器学习、人工智能等;朱旭辉(1991—),男,博士生,主要研究方向为进化计算。

1.2 萤火虫算法的数学模型描述

萤火虫算法作为模仿自然界中萤火虫发光行为而构造出的元启发式算法,目前有两个版本:一种是2005年由印度学者 Krishnanand 等人提出的,称为 glowworm swarm optimization (GSO)^[4];另一种是2008年由剑桥学者 Yang 提出的,称为 firefly algorithm(FA)^[6],GSO 和 FA 的仿生原理大致相同,但 GSO 和 FA 在具体实现方面有一定差异。下面的 1.2.1 节和 1.2.2 节,将通过数学模型来探讨这二者的区别。

1.2.1 FA 算法的数学模型描述

定义 1 萤火虫的相对荧光亮度为:

$$I = I_0 \times e^{-\gamma r_{ij}^2} \quad (1)$$

定义 2 萤火虫的吸引度为:

$$\beta = \beta_0 \times e^{-\gamma r_{ij}^2} \quad (2)$$

定义 3 萤火虫 i 被吸引向萤火虫 j 移动的位置更新由式(3)决定:

$$x_i = x_i + \beta \times (x_j - x_i) + \alpha \times (\text{rand} - 1/2) \quad (3)$$

其中, I_0 为萤火虫的最大荧光亮度, γ 为光强吸收系数, r_{ij} 为萤火虫 i, j 之间的距离, β_0 为光源处的吸引度即最大吸引度。 $\alpha \times (\text{rand} - 1/2)$ 为扰动项,可加大萤火虫的搜索范围,避免算法陷入局部最优。

1.2.2 GSO 算法的数学模型描述

定义 4 萤火虫 i 在 t 时刻的荧光素为:

$$l_i(t) = (1 - \rho)l_i(t-1) + \mu J(x_i(t)) \quad (4)$$

定义 5 t 时刻,萤火虫 i 在其动态决策域半径内向萤火虫 j 移动的概率为:

$$P_{ij}(t) = \frac{l_j(t) - l_i(t)}{\sum_{k \in N_i(t)} l_k(t) - l_i(t)} \quad (5)$$

定义 6 萤火虫 i 移动后, $(t+1)$ 时刻位置更新为:

$$x_i(t+1) = x_i(t) + s * \left[\frac{x_j(t) - x_i(t)}{\|x_j(t) - x_i(t)\|} \right] \quad (6)$$

定义 7 $(t+1)$ 时刻萤火虫 i 的动态决策域半径更新为:

$$r_d(t+1) = \min\{r_s, \max\{0, r_d^i(t) + \varphi(n_i - |N_i(t)|)\}\} \quad (7)$$

其中, ρ 为荧光素挥发因子, μ 为动态决策域更新率, n_i 为领域集内包含的萤火虫数目的阈值, s 为移动步长, r_s 为感知半径。

1.3 GSO 和 FA 对比分析

由 1.2.1 节和 1.2.2 节 GSO 和 FA 的数学描述可以看出:

(1)FA 通过荧光亮度吸引附近的萤火虫个体,而 GSO 通过荧光素,这二者实质是一致的,荧光素值越高,则该萤火虫个体的亮度也越强,代表所处位置的目标值越佳。

(2)为避免算法陷入局部最优,增大萤火虫的搜寻范围,FA 在位置更新式(3)中加入扰动项 $\alpha \times (\text{rand} - 1/2)$;而 GSO 在式(6)中加入移动步长,加大对整个问题空间的搜索。

(3)与 FA 相比,GSO 中每只萤火虫拥有各自的动态决策域半径。假设某一个萤火虫的荧光素强度很大,它只对位于它决策域内的萤火虫起调节作用,使其决策域内的萤火虫选择它的概率更大,但对位于其相邻决策域内的萤火虫不起调节作用。在初始时刻,各个位置上的荧光素强度大小相等,但由于在基本 GSO 算法中,萤火虫只对决策域内的其他萤火虫起调节作用,并且与周围的萤火虫无法进行交流,因此导致萤火虫之间的协作不足、交流不够及时,易陷入局部最优。

2 改进的萤火虫算法

虽然萤火虫算法在诸多领域得到了较好的应用,但不管是 GSO 还是 FA,因其寻优能力主要依靠萤火虫个体之间的相互作用和影响,个体自身缺乏变异机制,一旦受到局部极值束缚自身将很难摆脱,特别在进化初期,种群中的超级个体往往会吸引其他个体迅速向其周围聚集,使得种群多样性大幅度降低,同时在算法后期,绝大部分的萤火虫聚集在最优值附近,种群因丧失进一步进化的动力而出现停滞现象。因而算法的“早熟收敛”(也即“利用”和“探索”的冲突)这种所有生物启发式算法固有的缺陷,在萤火虫算法中依然存在,为此众多学者对其实施一系列改进。在接下来的章节中,我们将不再区分 GSO 和 FA,统一论述这二者的研究进展。

2.1 与混沌策略相结合的萤火虫算法

作为一种新颖的优化技术,混沌优化在近几年得到广泛应用。混沌是指确定性系统中展示的一种貌似随机的行为或性态。混沌运动因具有遍历性、随机性和规律性,非常适合与萤火虫算法相结合,以改善算法的相关缺陷。

刘长平^[7]等将逻辑自映射函数产生的混沌序列引入到萤火虫算法中,提出了具有混沌搜索策略的萤火虫优化算法(简称 CFA)。该算法首先将种群中的部分萤火虫个体所处的空间位置的每一维映射到混沌空间,然后将产生的混沌变量引入到优化变量中,利用混沌变量进行搜索,之后进行逆反操作,将得到的混沌变量序列还原到原解空间。

黄凯^[8]等针对萤火虫初始位置分布不均匀的缺陷,采用 Logistic 产生的混沌序列来初始化萤火虫初始位置;而文献[9]证明:立方映射比 Logistic 产生的混沌序列均匀性更好;冯艳红等将基于立方映射的混沌序列引入到 FA 中,在算法初期为全局搜索的多样性奠定基础,该算法简称 CDPFA。

Leandro 等^[10]提出了 FAC 算法,即将混沌序列引入到光强吸收系数及随机移动项步长因子中,利用混沌序列的动态遍历特性调节两控制参数,使算法的寻优效果得到了优化。

文献[7-9]分别将各自基于混沌策略的萤火虫算法应用于函数优化问题中,仿真实验结果表明:CFA 在低维函数上的优化性能不如 PSO(粒子群算法)和 FA;但针对高维多峰多极值函数,CFA 能搜索到最优解且寻优精度远高于 PSO 和 FA;而 CDPFA 无论是搜索精度还是收敛速度均优于原始 FA 算法。

2.2 与调节步长机制相结合的萤火虫算法

在 GSO 版本的萤火虫算法中,萤火虫通过步长 s 来调整自己的位置,步长是决定算法运行速度和搜索精度的重要因素之一。Krishnanand 和 Ghose 通过实验对参数 s 给定建议值: $s=0.03$,但是固定的步长会导致算法运行后期在峰值附近徘徊震荡而收敛速度慢、搜索精度不高。而采用较大的步长可加快优化速度,得到解的精度较差;采用较小的步长,精度提高,但减慢了算法的优化速度。

为了克服上述缺陷,文献[11,12]均使用递减的步长,将步长设置成与迭代次数相关的函数。在文献[11]中步长设置成 $s(t) = s(0) \times q^t$,其中 $q=0.96$, $s(0)$ 为初始步长, $s(t)$ 表示第 t 次迭代的步长。而在文献[12]中步长设置成 $s = s \times a + s_{\min}$,其中 $a = \exp(-30 \times (t/T_{\max})^p)$, s_{\min} 为步长的最小阈值, T_{\max} 为最大迭代次数, p 为大于 1 的整数。文献[11,12]虽然

使用的变步长公式不同,但思想是一致的,都使得算法在运行初期保持一个最大值,避免算法过早陷入局部最优,随着迭代次数的增加,步长自适应减小,最后保持一个最小值,从而加快算法后期的收敛速度和解的精度。

文献[11]指出:递减的步长基本满足算法初期和后期对不同步长的需求,但在每次循环中,不同萤火虫个体其邻域密度是不同的,随着循环次数的增加,距峰值中心较近的个体邻域分布密度大,而较远的个体邻域分布稀疏。在这种分布密度不同的情况下使用相同的步长既不利于离峰值中心较远的萤火虫快速收敛到峰值上,也不利于离峰值较近的萤火虫个体进行微小的调整。在此基础上黄正新等^[13]提出了一种自适应步长的萤火虫算法(SASGSO),在SASGSO算法中,萤火虫选择移动步长的大小与其邻域内萤火虫个体分布密度有关,在同一循环中,邻域内萤火虫分布相对稀疏的个体使用较大的步长以加快收敛到全局最优解,而分布相对密集的个体选择较小的步长,避免出现振荡,这样有利于提高解的精度。

同年,欧阳喆等^[14]根据基本GSO算法中固定步长带来的诸多问题,引入荧光因子 H_i 对萤火虫的步长进行自适应调节,使得算法在前期采用较大的步长,以保证离最优萤火虫较远的个体有更大的步长进行粗搜索,而在最优邻域附近的个体具有较小的步长进行精确搜索。

$$H_i = \frac{\|x_i - x_{ext}\|}{d_{max}} \quad (8)$$

$$s_i(t) = s_{min} + (s_{max} - s_{min}) \times H_i$$

其中, x_{ext} 为荧光素浓度最大的萤火虫个体状态, d_{max} 为最优萤火虫距其余所有萤火虫距离的最大值, s_{max} 和 s_{min} 分别为步长最大值和最小值。

黄正新、周永权等^[15]根据萤火虫个体 i 在第 t 代的搜索方向和第 $(t-1)$ 代搜索方向的夹角 θ 来判断萤火虫个体搜索“成功”/“失败”与否,从而决定加大或减小其搜索步长。

$$\theta = \arccos\left(\frac{(x_i(t+1) - x_i(t)) \cdot (x_i(t) - x_i(t-1))}{\|x_i(t+1) - x_i(t)\| \times \|x_i(t) - x_i(t-1)\|}\right)$$

$$s_i(t) = \frac{s_i(t-1)}{2 - \cos\theta} \quad (9)$$

$$s_i(t) = (1.3 + 0.7 \times \cos\theta) \times s_i(t-1) \quad (10)$$

当搜索成功时,按式(9)加大搜索步长,反之,按式(10)减小搜索步长。

在FA版本的萤火虫算法中,没有“显式”存在的步长,但扰动项 $\alpha \times (rand - 1/2)$ 的存在,在一定程度上动态地调整了萤火虫的位置。Yang等在文献[16]中对FA算法中的随机移动项步长因子 α 向量化,并在随机部分加入levy项,使算法局部搜索方向和步长的调整更科学,位置更新公式如式(11)所示:

$$x_i = x_i + \beta_0 e^{-\gamma(t)} \frac{x_j - x_i}{r} + \alpha \cdot \text{sign}(rand - 1/2) \otimes \text{levy} \quad (11)$$

2.3 萤火虫与其他算法的融合

由“no free lunch theorems, NFL”^[17]定理可知:并不存在万能的最佳优化算法,所有算法的平均表现度量是相同的。然而各种理论的存在和发展应用都有其必然性、合理性,每种理论并不是要代替其他的理论或者短期内就可以取代其他理论。由于理论出发点不同,各有优越性,每种理论可以与其他

理论结合起来,取长补短,实现优势互补,从而达到更有效地解决实际问题的目的。目前智能理论的融合应用主要体现在两种理论融合和多种理论融合两方面。

2.3.1 与人工鱼群算法的融合

基本GSO算法在求解复杂多峰函数优化问题时,存在由于人工萤火虫群漫无目的地随机移动而导致收敛速度不够快以及解的精度不够高的问题。文献[18]将人工鱼群算法中的追尾行为引入GSO中,在决策域范围内,萤火虫直接朝最亮的邻居个体飞行以提高收敛速度。然而单纯的追尾行为容易引起萤火虫个体的碰撞,为避免这种现象,引入鱼群算法中的拥挤度因子 $q_i(t)$ 和拥挤度阈值 $\delta(t)$,当搜索到邻域范围内荧光素最高的邻居且该个体周围的拥挤度小于 $\delta(t)$ 时,则表示该邻居附近不太拥挤,萤火虫直接飞向该邻居,否则表明该邻居周围过度拥挤,萤火虫在自己的决策区域范围内随机选择一个荧光素较高的萤火虫作为邻居向其飞行。仿真实验通过对几个多峰函数进行测试,结果表明:引入追尾行为和拥挤度因子的GSO算法能以较小的种群规模和较少的迭代次数捕获定义域内的所有峰值,较好地改善萤火虫漫无目的随机移动的局限。

2.3.2 与遗传算法的融合

遗传算法的交叉变异算子赋予了该算法特有的防“早熟”功能。针对GSO算法中部分漫无目的的萤火虫个体的存在而导致收敛速度慢、搜索性能差的缺陷,文献[19]将遗传算法中的变异操作实施改进,采用自适应 t 变异分布和最优调教变异来增强种群的多样性。自适应 t 变异分布即在萤火虫个体位置更新式(6)中引入带有 t 分布型的变异控制因子 η ,令 η 与算法的迭代次数 D 有关,如式(12)、式(13)所示:

$$\eta = 1 - \frac{i}{D-1} \quad (i=0, 1, \dots, D-1) \quad (12)$$

$$x_i(t+1) = x_i(t) + x_i(t) \cdot \eta \cdot t(D) \quad (13)$$

式(13)实则是对种群中的大部分个体增加随机扰动项 $\eta \cdot t(D)$ 以跳出局部最优的陷阱。然而,这样的 t 分布型的变异扰动能力太强,不适用于当前最优的萤火虫个体,为此,该算法后期采用扰动能力适中的高斯变异作用于当前种群的最优个体,即最优调教变异,如式(14)所示:

$$x_{best}^t = x_{best} + x_{best} \cdot \eta \cdot N(0, 1) \quad (14)$$

$N(0, 1)$ 为服从均值为0、方差为1的高斯分布随机变量, $\eta \cdot N(0, 1)$ 即为高斯随机扰动项。仿真实验通过对4个典型多峰函数进行测试,自适应 t 分布混合变异的引入有效摆脱了局部极值的束缚,加快了搜索速度,求解精度更高。

2.3.3 与蜂群及粒子群算法的融合

同样在高维函数优化问题中,萤火虫个体整体移动后的新位置目标函数值可能劣于原来的位置,文献[20, 21]均借鉴蜂群算法和粒子群算法中个体产生机制,引入两种新的个体位置移动策略:(1)整体移动变为逐步移动,即逐维移动;(2)改进移动方式。修改式(6),引入维数,提出如下两种移动策略,见式(15)、式(16):

$$x_{jk}(t+1) = x_{jk}(t) + r \cdot (x_{jk}(t) - x_{jk}(t)) \quad (15)$$

$$x_{jk}(t+1) = \omega \cdot x_{jk}(t) + c_1 \cdot r \cdot (x_{jk}^{best}(t) - x_{jk}(t)) + c_2 \cdot r \cdot (x_{jk}(t) - x_{jk}(t)) \quad (16)$$

式(15)借鉴人工蜂群算法中觅食蜂寻找新蜜源的方式,而式(16)则是借鉴粒子群算法,将个体最优及全局最优的位

置引入到位置更新公式中,并添加随机因子。式(15)、式(16)的移动策略在一定程度上保持了种群的多样性,具有较好的收敛精度和速度。

2.3.4 与蛙跳算法和模拟退火算法的融合

为提高FA算法的全局搜索性能,文献[22]将蛙跳算法中分群的思想引入FA中,提出了基于蛙跳的萤火虫算法(LFA)。通过预先设置迭代次数,将 m 只萤火虫个体通过循环模式分配到 n 个子种群中,分群结束后,各子群按随机蛙跳算法进行独立进化,当达到指定迭代次数后,各子群又合并成一个总群,对总群按照萤火虫算法进行寻优,如此循环迭代,不断进行分群/合群,直到达到指定精度。为平衡全局和局部的搜索性能,在蛙跳萤火虫算法后期引入模拟退火的思想开发算法的局部搜索性能。仿真实验对3个经典函数进行测试,通过与PSO、FA进行对比分析,LFA求解多峰函数优化问题的效果比FA和PSO要更优,但LFA、FA、PSO在求解高维多模态函数优化问题时,效果均不够理想。

2.3.5 与杂草算法的融合

受自然界中杂草入侵过程的启发,A. R. Mehrabian 和 C. Lucas 于2006年提出了杂草算法^[23]。杂草算法包含杂草繁殖、空间扩散以及竞争性生存等操作,其中杂草繁殖产生的种子按正态分布的方式随机分布在父代杂草周围,平衡了全局和局部搜索性能;竞争性生存能淘汰掉部分适应性差的个体,保留优秀个体。文献[24]借鉴杂草算法的优势,将其与萤火虫算法结合,提出了一种基于杂草算法和萤火虫算法的混合算法,该算法首先按基本GSO算法进行寻优,对萤火虫群按荧光素大小进行排序,然后根据竞争性生存操作淘汰掉荧光素值较小的 ψ 个个体,最后通过繁殖操作产生 ψ 个萤火虫幼虫,幼虫的引入在一定程度上保持了种群的多样性。仿真实验通过对几个多约束函数进行测试,表明引入杂草操作算子的GSO算法比基本GSO算法具有更好的求解精度。

2.4 基于多种群思想的改进萤火虫算法

由Jazen的协同进化理论可知^[25]:物种之间的协同进化关系促进了生物群落的稳定性。在现实世界中,物种之间的捕食、竞争、寄生、共存、互利等模式给生物外形特征、种群数量、行为、生理和遗传特性等诸多方面带来影响,因而将生物中种群之间的思想引入到萤火虫算法中,为解决算法的早熟收敛尤其是多模态问题的求解带来了意想不到的效果。

文献[26]结合小生境的思想,将整个搜索空间均分为 ζ 个子空间,各子空间分别分配 ω/ζ 个萤火虫个体,各子种群采用基本GSO算法独立搜索,最后合并整个可行域的解。

在文献[26]的多种群思想中,只涉及单层次的信息交流,文献[27]在此基础上引入族群进化中“部落”的概念,各均匀分布的子种群即为一个“部落”,各“部落”构成第一个层次按基本GSO独立进化,将得到的最优个体组成第二个层次,第二个层次利用各“部落”的最优解进行“部落”之间的交流,从而得到全局最优解。

文献[28]指出:上述均匀分布的搜索空间缺乏多样性的个体认知和社会认知过程,在基于种群之间学习机制的基础上,为各子种群设置不同的 α, r, β_0 值和公告板,并将各子群的最优个体组成决策层,若子种群连续3次没有更新,则表明该子群体已“早熟”,采用高斯变异算法对该子种群进行扰动以跳出局部极值的陷阱,提出了一种基于多种群学习机制的萤火虫算法(MFA)。仿真实验通过对5个标准测试函数进

行测试,表明MFA在高维函数和低维函数的寻优性能均优于PSO、FA和ABC(蜂群算法),并在精度和收敛速度等方面都具有较好的求解效果。

2.5 其他的改进机制

2.5.1 基于荧光素扩散的改进萤火虫算法

在GSO中由于动态决策域半径的存在,使得萤火虫只对决策域内的萤火虫起作用,而与决策域外的萤火虫个体无法进行交流,因此萤火虫之间存在协作不足、易陷入局部最优的缺陷。现实中的萤火虫通过荧光素进行交流,且荧光素是可以扩散的,文献[29]借鉴真实自然界中荧光素的扩散机制,提出了一种新的更接近自然界萤火虫信息交流系统的萤火虫算法。该算法通过建立荧光素扩散模型,使相距较近的萤火虫之间能更好地进行协作,最优解的干扰性得到降低,从而使算法的收敛速度大大提高。

2.5.2 基于模式搜索的改进萤火虫算法

针对GSO算法易陷入局部极值且进化后期收敛速度慢等问题,文献[30]将模式搜索算子引入GSO中,以改善其全局搜索和局部搜索的平衡。模式搜索算法是一种局部搜索算法,由Hooke和Jeeves在1961年提出,它的每次迭代交替进行轴向运动和模式运动,轴向运动的目的是探测下降的有利方向,而模式运动的目的是沿着有利方向加速移动。在萤火虫的决策域范围内,当萤火虫个体到达目的区域后,进行单步模式搜索进一步改进解,并根据改进解的目标函数值更新荧光素值,重复这些过程最终找到问题的最优解。仿真实验通过对6个函数进行测试,表明引入模式搜索策略的改进萤火虫算法具有收敛速度快、计算精度高的特点。

2.5.3 FAI改进萤火虫算法

在FA中,光源处的吸引度 β_0 是一个常数,不随搜索进行而动态变化。为平衡算法前期的全局搜索性能及后期的局部搜索性能,文献[31]对基本的FA作了两项修改:(1)将 β_0 设为迭代次数的函数,见式(17)、式(18);(2)在算法的迭代后期,将处于劣势的萤火虫个体移动到最优个体附近,以期待发现更多的较优解。

$$\beta_0 = a - \frac{b}{\text{Maxgeneration}} \cdot k \quad (17)$$

$$\beta_0 = \left(a - \frac{b}{\text{Maxgeneration}} \cdot k\right) \cdot e^{-\gamma r^2} \quad (18)$$

仿真实验将其应用于函数优化及无线传感器网络的定位,结果表明相对于FA,FAI具有较好的求解精度和稳定性。

2.6 离散型萤火虫算法

不管是GSO,还是FA,其最初的提出是用于解决连续型的优化问题,如函数优化。在现实生活中,我们面临更多的是离散型的优化问题,如组合优化问题,这就需要传统的GSO算法或FA算法进行适当的改进以适于求解离散型优化问题。

2.6.1 基于连续空间的二进制萤火虫算法

不管是GSO版本的萤火虫算法,还是FA版本的萤火虫算法,其早期均采用实数编码。实数编码能很好地表达连续且非跳跃性的空间,因而非常适合求解连续域优化问题(如函数优化)。但也有不少学者采用实数编码,将萤火虫算法应用于TSP问题、装配序列规划问题^[32,33]。在现实生活中,还大量存在着符合0/1特性的二元离散优化问题,如0/1背包问题^[34,35]、属性选择问题^[36]等。为拓宽萤火虫算法的应用领域,目前采用较多的离散化机理如文献[37,38]所示,以0.5

为分界点,对萤火虫个体位置的函数值进行离散化,如式(19)所示:

$$x_{ij}(t) = \begin{cases} 1, & \text{rand} \geq 0.5 \\ 0, & \text{rand} < 0.5 \end{cases} \quad (19)$$

或者采用文献[39]的方式,效仿 PSO 算法,用模糊函数将位置约束在 0~1 之间,则取 1 的概率由下式决定:

$$s(x_{ij}) = \frac{1}{1 + \exp(-x_{ij})} \quad (20)$$

在上述两种不同的离散化机制中,萤火虫个体实质工作在连续空间,然后通过相应的映射机制,将连续变量离散化,从而达到求解离散型优化问题的目的。

2.6.2 基于离散空间的二进制萤火虫算法

文献[40]针对离散型优化问题的特点,将 n 维搜索空间先离散化,萤火虫个体在这离散化的空间直接进行搜索,萤火虫个体位置 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$, $x_{ij} \in \{0, 1\}$, $j = 1, \dots, n$, 即表示问题的一个解,且萤火虫个体位置的更新不再采用式(6),而将忽略移动步长,按照一定的概率来选择位置更新,如式(21)所示:

$$x_{ik}(t+1) = \begin{cases} x_{ik}(t), & \text{if } r(k) \leq p_1 \\ x_{jk}(t), & \text{if } p_1 < r(k) \leq p_2 \\ \text{round}(\text{rand}), & \text{if } r(k) > p_2 \end{cases} \quad (21)$$

其中, $r \in \{0, 1\}$ 是 n 维随机变量,且 $r(k) \in \{r_1, r_2, \dots, r_n\}$; j 是个体 i 在第 t 代时选择移动的对象, p_1, p_2 是更新式子选择参数,且 $p_1, p_2 \in [0, 1]$ 。这样的位置更新公式说明:个体 i 在第 t 代更新位置时以概率 p_1 保持了原来解向量中第 k 维变量,以概率 $p_2 - p_1$ 转移到个体 j 对应的解向量中的第 k 维变量,以概率 $1 - p_2$ 随机更新其第 k 维变量。最后实验部分将该基于离散空间的二进制萤火虫算法应用于属性选择问题中,并针对具体的数据集对参数 p_1, p_2 的取值进行讨论,仿真实验表明:收敛到最优解的萤火虫个体数与 $p_2 - p_1$ 的值成正比关系。

2.6.3 二进制萤火虫算法一维二值细胞自动机模型

目前,算法的描述工具主要有自然语言、流程图、N-S 图、计算机语言以及伪代码等,这些描述工具虽然能在一定程度上表达算法的思想,但对于在高维空间搜索的萤火虫个体,单纯用上述方法很难描述萤火虫个体的复杂运动,细胞自动机提供了一个很好的描述的工具。

为了更形象地描述二进制萤火虫算法求解二元离散优化问题时在每一维空间的细节行为,我们采用最简单的一维细胞自动机对问题的求解过程进行描述。

这里认为采用固定的输入,假设在一条直线上均匀分布着 L 个细胞,第 i 个细胞对应第 i 维的搜索空间。

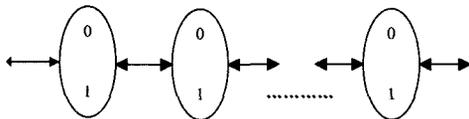


图1 一维二值细胞自动机模型

萤火虫个体第 i 维的荧光素分布在第 i 个细胞中,细胞取值 $Q \in \{0, 1\}$ 。任意时刻,萤火虫个体从初始细胞出发,按式(4)一式(7)、式(19)随机从细胞中选择 0/1,萤火虫个体遍历完图 1 后所得的 0/1 细胞阵列,即为问题的一个解。因细胞自动机与图灵机等价,采用这样的描述方式在一定程度上体现了计算的本质。

2.7 趋向同步的萤火虫算法

在东南亚,常常有数百万只萤火虫个体聚集在红树林林间间歇发光,然后突然从某个时刻起,这些萤火虫开始同步发光变暗,把灯塔状的红树冠变成了巨大的间歇发光的灯泡,在好几里地开外都能看见。这种微妙的趋向同步的现象在自然界十分普遍(也称为“弱连接”现象)。“弱关系的力量”对于高度密集的社会群体结构有着至关重要的作用^[41]。

在萤火虫群体内部,存在着较小但完全相连的朋友圈,其关系相当强(如图 2 中的粗线条表示),但也存在部分个体和自己的某个熟悉的个体所在的朋友圈联系在一起(如图 2 中的细线条所示)。因处在同一个圈子里的个体所接触的信息会不可避免地相同,要想获取新的信息,就必须利用弱关系,弱关系在整个社会群体中扮演着重要的角色。

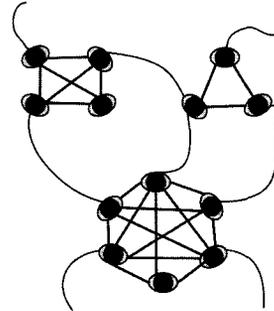


图2 强关系和弱关系

若将种群中的这种弱连接关系引入到萤火虫算法中,先将种群划分成多个小的子种群,各子种群先独立搜索,经过一段时间之后,将各子种群中的次优个体与其它子种群进行联系,从而达到寻优的目的。

结束语 萤火虫算法作为一种指导性的搜索算法,即利用一些指导规则(如萤光素的更新)在整个搜索空间并行地搜索优良解。GSO 和 FA 的数学机理大致相同,只是实现的方式略有差异。本文针对 GSO 和 FA 易陷入局部最优的缺陷,对算法的改进从多角度进行了综述。在研究工作中,笔者也发现了不少有意义而尚待解决的问题,其中一些也正是笔者打算下一步深入研究的问题:

(1)一维细胞自动机的引入、高维空间中萤火虫个体的复杂运动被映射到一维空间,形成了一维二值细胞自动机模型,这就很自然地联想到与拥有同样结构的遗传算法、二元蚁群算法^[42]、二元粒子群算法^[43]、DNA 计算^[44](单链 DNA 序列中的符号 A, G, C, T 也可用 0/1 表示)等相融合,让粒子、蚂蚁、萤火虫等先后在该一维细胞自动机上飞行,这不仅将这些优化机制类似的群智能优化算法归结到一个统一的算法框架之上,而且还能实现优势互补,必定会涌现出复杂的智能现象。

(2)目前对萤火虫算法的应用及算法的改进研究较多,大部分还仅仅停留在仿真阶段,相应的数学理论基础比较薄弱,具有普遍意义的理论分析及收敛性证明是下一步值得研究的议题。

(3)参数对算法性能影响较大,目前算法中参数的选取仍采用不断实验的方式确定,没有确切的理论依据,对具体问题和应用领域的依赖性比较大。

(4)目前国内对萤火虫算法的应用大多局限于函数优化问题,如何加强算法的应用研究以及推广算法的应用领域,为社会产生更大的价值和节约能源,也是亟待解决的问题。

参考文献

- [1] Krishnanand K N, Ghose D. Glowworm swarm based optimization algorithm for multimodal functions with collective robotics applications[J]. Multiagent and Grid Systems, 2006, 2(3): 209-222
- [2] Krishnanand K N, Ghose D. Detection of multiple source locations using a glowworm metaphor with applications to collective robotics[C] // Proc of IEEE Swarm Intelligence Symposium, 2005: 84-91
- [3] Krishnanand K N, Ghose D. A Glowworm Swarm Optimization Based Multi-robot System for Signal Source Localization[J]. Design and Control of Intel. Robotic Systems, 2009, 177: 49-68
- [4] Krishnanand K N, Ghose D. Glowworm swarm optimisation: a new method for optimising multimodal functions[J]. International Journal of Computational Intelligence Studies, 2009, 1(1): 93-119
- [5] Cao Song, Wang Jian-hua, Gu Xing-sheng. A Wireless sensor network location algorithm based on firefly algorithm [M] // Xiao T, Zhang L, Fei M. Asiasim 2012. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 18-26
- [6] Yang X S. Nature-Inspired Metaheuristic Algorithms[M]. Luniver Press, 2008
- [7] 刘长平, 叶春明. 具有混沌搜索策略的萤火虫优化算法[J]. 系统管理学报, 2013, 22(4): 538-543
- [8] 黄凯, 周永权. 带交尾行为的混沌人工萤火虫优化算法[J]. 计算机学报, 2012, 35(3): 231-234
- [9] 冯艳红, 刘建芹, 贺毅朝. 基于混沌理论的动态种群萤火虫算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(3): 796-799
- [10] Leandro, Diego, Viviana. A Chaotic Firefly Algorithm Applied to Reliability Redundancy Optimization[C] // Proceedings of the IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2011). 2011: 517-521
- [11] 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
- [12] Krishnanand K N. Glowworm Swarm Optimization: A Multimodal Function Optimization Paradigm with Applications to Multiple Signal Source Localization Tasks [D]. Indian Institute of Science, 2007
- [13] 黄正新, 周永权. 自适应步长萤火虫种群多模态函数优化算法[J]. 计算机学报, 2011, 34(7): 220-224
- [14] 欧阳喆, 周永权. 自适应步长萤火虫优化算法[J]. 计算机应用, 2011, 31(7): 1804-1807
- [15] 黄正新, 周永权. 变步长自适应萤火虫种群多模态函数优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(8): 43-47
- [16] Yang Xin-she. Firefly algorithm Levy flight and global optimization, in: research and development in intelligent system [M]. Springer London, 2010: 209-218
- [17] Wolpert D H, Macready W G. No free lunch theorems for search [Z]. SanteFe Institute, 1995
- [18] 李咏梅, 周永权, 姚祥光. 基于追尾行为的改进型人工萤火虫算法[J]. 计算机学报, 2011, 34(3): 248-251
- [19] 杜晓昕, 张剑飞, 孙明. 基于自适应 t 分布混合变异的人工萤火虫算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(7): 1922-1925, 1972
- [20] 吴斌, 崔志勇, 倪卫红. 具有混合群智能行为的萤火虫优化算法研究[J]. 计算机学报, 2012, 35(5): 198-200
- [21] 吴斌, 钱存华, 倪卫红. 萤火虫优化算法在越库调度问题中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(6): 39-42, 51
- [22] 李洋. 蛙跳萤火虫算法及其在含风电场的电力系统调度中的应用[D]. 上海: 华东理工大学, 2013
- [23] Mehrabian A R, Lucas C. A novel numerical optimization algorithm inspired from weed colonization[J]. Ecological Information, 2006, 1(3): 355-366
- [24] 王迎菊. 混合型人工萤火虫群优化算法及应用研究[D]. 南宁: 广西民族大学, 2012
- [25] Jazen D H. When is it co evolution? [J] Evolution, 1980, 34(3): 611-612
- [26] 祝华正, 何登旭. 一种小规模多种群萤火虫优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2011, 47(23): 48-49
- [27] Wang Ying-ju, Zhou Yong-quan, Huang Kai. A Glowworm swarm Optimization Algorithm Based Tribes[J]. Applied Mathematics & Information Science, 2012, 7(S3): 965-970
- [28] 符强, 童楠, 赵一鸣. 一种基于多种群学习机制的萤火虫优化算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(12): 3600-3603
- [29] 王迎菊, 周永权. 一种基于荧光素扩散的人工萤火虫算法[J]. 计算机工程与应用, 2012, 48(10): 34-38
- [30] 刘洪霞, 周永权. 一种基于模式搜索算子的人工萤火虫优化算法[J]. 小型微型计算机系统, 2011, 32(10): 2130-2133
- [31] Cao Song, Wang Jian-hua, Gu Xing-sheng. A Wireless sensor network location algorithm based on firefly algorithm [M] // Xiao T, Zhang L, Fei M. Asiasim 2012. Springer Berlin Heidelberg, 2012: 18-26
- [32] 周永权, 黄正新. 求解 TSP 问题的人工萤火虫优化算法[J]. 控制与决策, 2012, 27(12): 1816-1821
- [33] 周永权, 黄正新, 刘洪霞. 求解 TSP 问题的离散型萤火虫优化算法[J]. 电子学报, 2012, 40(6): 1164-1170
- [34] Gong Q Q, Zhou Y Q, Luo Q F. Hybrid Artificial Glowworm Swarm Optimization Algorithm for Solving Multi-dimensional Knapsack Problem[J]. Procedia Engineering, 2011, 15: 2880-2884
- [35] Gong Q Q, Zhou Y Q, Yang Y. Artificial Glowworm Swarm Optimization Algorithm for Solving 0-1 Knapsack Problem[J]. Smart Materials and Intelligent Systems, 2011(143/144): 166-171
- [36] Banati H, Bajaj M. Fire fly Based Feature Selection Approach [J]. International Journal of Computer Science Issues, 2011, 8(9): 474-480
- [37] 程魁, 马良, 刘勇. 多选择背包问题的元胞萤火虫算法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(14): 70-72
- [38] 程魁, 马良. 0-1 背包问题的萤火虫优化算法[J]. 计算机应用研究, 2013, 30(4): 993-994
- [39] Mohammad, Reza, Nader. A discrete firefly meta-heuristic with local search for make span minimization in permutation flow shop scheduling problem[J]. International Journal of Industrial Engineering Computations, 2010, 1(1): 1-10
- [40] 倪志伟, 肖宏旺, 伍章俊, 等. 基于改进离散型萤火虫优化算法和分形维数的属性选择方法[J]. 模式识别与人工智能, 2013, 26(12): 1169-1178
- [41] Ian S, Strogatz S H. Coupled Oscillators and Biological Synchronization[J]. Scientific American, 1993, 269(6): 102-109
- [42] 熊伟清, 魏平, 赵杰焜. 信号传递的二元蚁群算法[J]. 模式识别与人工智能, 2007, 20(1): 15-20
- [43] 程美英, 熊伟清, 严彬, 等. 二元粒子群算法求解多维 0/1 背包问题[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(18): 5735-5743
- [44] 朱莹, 任立红, 丁永生, 等. 背包问题 DNA 算法的反应设计及其生物实现[J]. 计算机学报, 2008, 31(12): 2207-2214