

细菌觅食优化算法的研究与应用

周雅兰

ZHOU Ya-lan

广东商学院 信息学院, 广州 510320

College of Information, Guangdong University of Business Studies, Guangzhou 510320, China

E-mail: zhouylan@163.com

ZHOU Ya-lan. Research and application on bacteria foraging optimization algorithm. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(20): 16-21.

Abstract: Bacteria Foraging Optimization Algorithm (BFOA) is a new comer of evolutionary algorithm. Firstly, the basic theory and flowchart of the three main operations in BFOA are introduced. The three main operations are chemotaxis, reproduction, and elimination and dispersal. And the design steps of BFOA for optimization problem are analyzed. Then the improvement and application of BFOA are discussed. Finally, the future research directions of BFOA are outlined.

Key words: bacteria foraging optimization; chemotaxis; reproduction; elimination and dispersal

摘 要: 细菌觅食优化算法是进化算法家族的新成员。首先对细菌觅食优化算法的三大主要操作: 趋向性、复制和迁徙操作的基本原理及流程进行介绍, 然后对算法求解优化问题的设计步骤进行分析, 接着探讨算法的改进和应用, 最后指出细菌觅食优化算法的未来研究方向。

关键词: 细菌觅食优化; 趋向性操作; 复制操作; 迁徙操作

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.20.005 文章编号: 1002-8331(2010)20-0016-06 文献标识码: A 中图分类号: TP301.6

1 引言

实际生活需求促进了最优化方法的发展。近半个多世纪以来, 由于传统优化方法的不足, 一些具有全局优化性能且通用性强的进化算法, 因其高效的优化性能、无需问题精确描述信息等优点, 受到各领域广泛的关注和应用。其中产生最早也最具代表性的进化算法是 20 世纪 70 年代源于达尔文自然选择学说和孟德尔遗传变异理论的遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)。而近年来, 人们模拟自然界生物群体行为产生出一系列群体智能优化算法, 如: Dorigo 等通过模拟蚂蚁的寻径行为于 1991 年提出了蚁群优化算法 (Ant Colony Optimization, ACO); Eberhart 和 Kennedy 通过模拟鸟群捕食行为于 1995 年提出了粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)。这些算法被广泛应用于工程领域并取得了显著的成果。随着群体智能优化算法的蓬勃发展, Passino 于 2002 年提出了模拟人类大肠杆菌觅食行为的细菌觅食优化算法 (Bacteria Foraging Optimization Algorithm, BFOA)^[1], 为仿生进化算法家族增添了新成员。Berg 等人的研究成果为 BFOA 的出现奠定了基础, 如文献[2-3]。

BFOA 自提出以来, 由于它构造的直观性与易理解的自然机理吸引了不同领域研究者的关注。为了分别探究 BFOA 的

局部搜索和全局搜索特性, 有些研究者将 BFOA 与其他算法混合, 并应用在生产实践中来证明它的有效性, 性能甚至超过许多改进的 GA 和 PSO 算法。此外, BFOA 的数学建模、自适应性和算法本身的改进也正成为该算法研究的主要方向。

2 细菌觅食优化算法

2.1 BFOA 的基本原理与流程

细菌觅食优化算法是新兴的进化算法, 也是一种全局随机搜索算法。该算法主要通过趋向性操作、复制操作和迁徙操作这三种操作迭代计算来求解问题, 下面介绍这三大操作及其流程^[1, 4-5]。

(1) 趋向性操作

大肠杆菌在觅食过程中有两种基本运动: 游动和旋转。这两种运动依靠细菌表面遍布的鞭毛以 100 ~ 200 r/s 的速度同方向摆动来实现。当所有鞭毛逆时针转动时, 大肠杆菌以 10 ~ 20 $\mu\text{m/s}$ 的平均速度向前游动, 游动的平均时间大约为 $(0.86 \pm 1.18)\text{s}$; 当所有鞭毛顺时针转动时, 大肠杆菌在原地旋转, 并随机选择一个方向进行下一次的游动, 旋转的平均时间大约是 $(0.14 \pm 0.19)\text{s}$ 。通常, 细菌在环境差的区域 (如: 有毒区域) 会较频繁地旋转, 在环境好的区域 (如: 食物丰富的区域)

基金项目: 国家自然科学基金 (the National Natural Science Foundation of China under Grant No.60905038); 广东省高校优秀青年创新人才培养计划 (育苗工程) 项目 (the Creative Talent Training Plan Program for the Excellent Young of Guangdong Higher Education); 广东商学院校级科研项目 (the School Scientific Research Program, Guangdong University of Business Studies under Grant No.08BS52001)。

作者简介: 周雅兰 (1979-), 女, 博士, 讲师, 主要研究领域为人工智能与数据挖掘。

收稿日期: 2010-03-17 修回日期: 2010-05-21

会较多地游动。大肠杆菌的整个生命周期就是在游动和旋转这两种基本运动之间进行变换(鞭毛几乎不会停止摆动),游动和旋转的目的是寻找食物并避开有毒物质。在细菌觅食优化算法中模拟这种现象称为趋向性行为(chemotaxis)。

设细菌种群大小为 S ,一个细菌所处的位置表示问题的一个候选解,细菌 i 的信息用 D 维向量表示为 $\theta^i = [\theta_1^i, \theta_2^i, \dots, \theta_D^i]$, $i = 1, 2, \dots, S$, $\theta^i(j, k, l)$ 表示细菌 i 在第 j 次趋向性操作第 k 次复制操作和第 l 次迁徙操作之后的位置。细菌 i 的每一步趋向性操作表示如下:

$$\theta^i(j+1, k, l) = \theta^i(j, k, l) + C(i)\Phi(j) \quad (1)$$

其中, $C(i) > 0$ 表示向前游动的步长单位, $\Phi(j)$ 表示旋转后选择的一个随机前进方向。

设 N_s 是趋向性操作中在一个方向上前进的最大步数,用参数 m 计数,初始时设 $i=0$,图1是BFOA的趋向性操作流程。

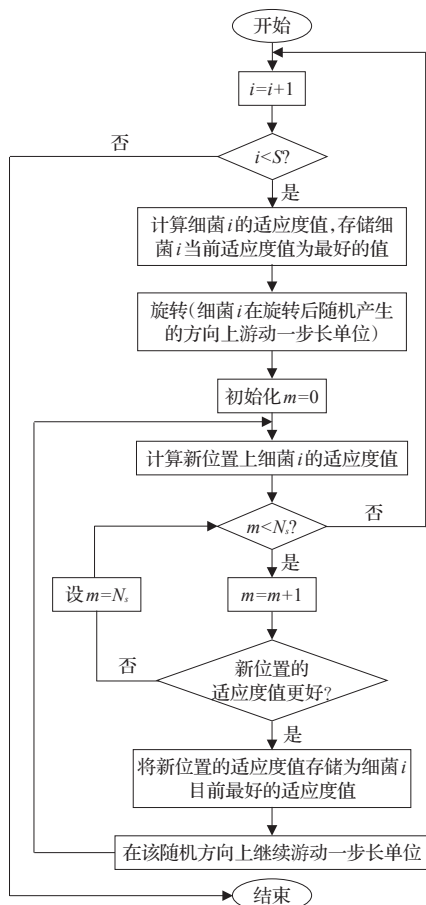


图1 趋向性操作流程

(2)复制操作

生物进化过程的规律是优胜劣汰。经过一段时间的食物搜索过程后,部分寻找食物能力弱的细菌会被自然淘汰掉,为了维持种群规模,剩余的细菌会进行繁殖。在细菌觅食优化算法中模拟这种现象称为复制行为(reproduction)。

在原始BFOA中,经过复制操作后算法的种群大小不变。设淘汰掉的细菌个数为 $S_r = S/2$,首先按照细菌位置的优劣排序,然后把排在后面的 S_r 个细菌淘汰掉,剩余的 S_r 个细菌进行自我复制,各自生成一个与自己完全相同的新个体,即生成的新个体与原个体有相同的位置,或者说具有相同的觅食能力。

初始时设 $i=0$,图2是BFOA的复制操作流程。

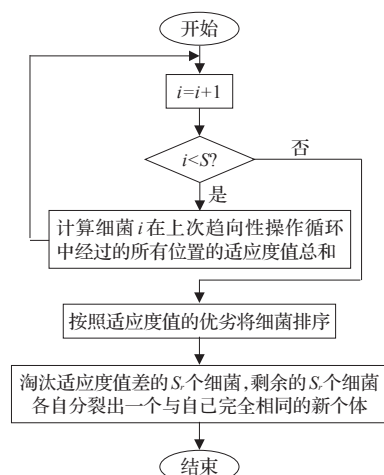


图2 复制操作流程

(3)迁徙操作

细菌个体生活的局部区域可能会突然发生变化(如:温度的突然升高)或者逐渐变化(如:食物的消耗),这样可能会导致生活在这个局部区域的细菌种群集体死亡,或者集体迁徙到一个新的局部区域。在细菌觅食优化算法中模拟这种现象称为迁徙行为(elimination and dispersal)。

迁徙操作以一定概率发生。给定概率 p_{ed} ,如果种群中的某个细菌个体满足迁徙发生的概率,则这个细菌个体灭亡,并随机地在解空间的任意位置生成一个新个体,这个新个体与灭亡的个体可能具有不同的位置,即不同的觅食能力。迁徙操作随机生成的这个新个体可能更靠近全局最优解,这样更有利于趋向性操作跳出局部最优解和寻找全局最优解。

初始时设 $i=0$, $rand()$ 是 $[0, 1]$ 区间上均匀分布的随机数,图3是BFOA的迁徙操作流程。

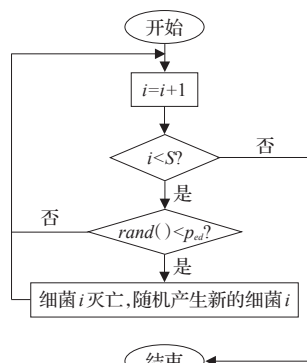


图3 迁徙操作流程

设 N_c 、 N_{re} 、 N_{ed} 分别是趋向性、复制和迁徙操作的执行次数, j 、 k 、 l 分别是对这三个操作的计数参数,初始时 $j=0$, $k=0$, $l=0$,图4是BFOA的流程图。

除了上述3个主要操作外,BFOA还有群聚性的特点^[1,4-5]。每个细菌个体除按照自己的方式搜索食物外,还收到种群中其他个体发出的吸引力信号,即个体会游向种群中心,同时也会收到附近个体发出的排斥力信号,以保持个体与个体之间的安全距离。因此BFOA中的每一个细菌个体寻找食物的决策行为受两个因素的影响:一是自身的信息,即个体觅食的目的,目的是使个体在单位时间内获取的能量最大;二是其他个

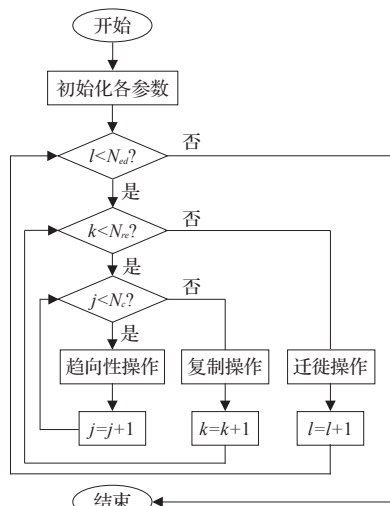


图4 BFOA流程图

体的信息,即种群中其他细菌传递的觅食信息。

设 $P(j, k, l) = \{\theta^i(j, k, l) | i = 1, 2, \dots, S\}$ 表示种群中个体的位置, $J(i, j, k, l)$ 表示细菌 i 在第 j 次趋向性操作第 k 次复制操作和第 l 次迁徙操作之后的适应度函数值, 种群细菌之间传递信号的影响值是:

$$J_{cc}(\theta, P(j, k, l)) = \sum_{i=1}^S J_{cc}(\theta, \theta^i(j, k, l)) = \sum_{i=1}^S [-d_{attractant} \exp(-w_{attractant} \sum_{m=1}^D (\theta_m - \theta_m^i)^2)] + \sum_{i=1}^S [h_{repellant} \exp(-w_{repellant} \sum_{m=1}^D (\theta_m - \theta_m^i)^2)] \quad (2)$$

考虑上述两个因素对细菌行为的影响, 执行一次趋向性操作后细菌的新适应度函数值为:

$$J(i, j+1, k, l) = J(i, j, k, l) + J_{cc}(\theta^i(j+1, k, l), P(j+1, k, l)) \quad (3)$$

其中, $d_{attractant}$ 、 $w_{attractant}$ 、 $h_{repellant}$ 、 $w_{repellant}$ 是4个不同的参数。

2.2 BFOA 的设计

BFOA 设计的一般步骤与其他进化算法的类似, 是: (1) 确定问题的编码方式; (2) 确定适应度函数; (3) 三大操作的设计; (4) 算法参数的选择; (5) 确定算法的终止条件。

(1) BFOA 的编码方式

当用 BFOA 求解问题时, 首先必须在目标问题实际表示与 BFOA 的细菌个体之间建立联系, 即采用某种编码方式将解空间映射到编码空间。编码方式可参照其他进化算法的方式, 如采用二进制编码、实数编码、有序列编码、一般数据结构编码等方式。

(2) 确定适应度函数

适应度函数由问题的目标函数变化而成, 将适应度函数与细菌获得食物和避开有毒物质的能力度量相联系。

(3) 趋向性、复制和迁徙三大操作的设计

趋向性操作使得 BFOA 具有局部开采能力, 它决定算法的前进方向以及在某一区域搜索的详细程度等, 是 BFOA 的核心操作, 也是设计算法时需要重点考虑的部分。目前设计趋向性操作时最多的是引入自适应机制。

复制操作首先根据达尔文进化论, 选择生存能力弱的细菌淘汰掉, 保留生存能力强的细菌用于繁殖新的一代, 也就是说让优质细菌个体引导这个种群的繁衍, 从而提高全局收敛

性和计算效率。原始 BFOA 采用保留精英的方式进行复制, 在进行算法设计时可以参考其他进化算法, 考虑其他多种保留方式, 及各种保留方式的混合来进行复制以提高算法性能, 如: 轮盘赌方法, $(\mu + \lambda)$ 方法, 联赛方法, 稳态方法, 比例变换与排序方法, 共享方法。

迁徙操作使得 BFOA 具有随机搜索的能力, 有助于 BFOA 保持种群的多样性, 减少早熟收敛的情况。设计该操作主要是对迁徙操作的次数 N_{ed} 和迁徙概率 p_{ed} 选取适当的值。

(4) 算法参数的选择

细菌觅食优化算法的参数较多, 包括: 种群大小 S , 游动的步长单位 C , 种群细菌之间传递信号的影响值 J_{cc} 中的 4 个参数, 趋向性、复制和迁徙操作的执行次数 N_c 、 N_{re} 、 N_{ed} , 以及每次向前游动的最多步长数 N_s 和迁徙概率 p_{ed} 。BFOA 的优化能力和收敛速度与这些参数值的选择紧密相关。

种群大小 S : 种群规模的大小影响 BFOA 效能的发挥。种群规模小, BFOA 的计算速度快, 但种群的多样性降低, 影响算法的优化性能; 种群规模大, 个体初始时分布的区域多, 靠近最优解的机会就越高。也可以说是, 种群规模越大, 种群中个体的多样性就越高, 越能避免算法陷入局部极小值。但是种群规模太大时, 算法的计算量就会增加, 算法的收敛速度会放慢。

游动的步长单位 C : 步长单位 C 控制种群的多样性和收敛性。一般来说, C 不应小于某一特定值, 这样能够有效地避免算法过早收敛, 增加算法逃离局部最小值的能力, 然而, C 太大会明显降低算法的收敛速度, 比如, 当最优解位于一个狭长的波谷中, 步长过长时算法可能会跳过这个波谷进行搜索, 从而丢失寻找到最优解的机会。

种群细菌之间传递信号的影响值 J_{cc} 的 4 个参数: 4 个参数中释放吸引力的两个参数 $d_{attractant}$ 和 $w_{attractant}$ 的值大小决定算法的群聚性。如果 $d_{attractant}$ 和 $w_{attractant}$ 的值较大, 则细菌个体会过多强调周围细菌个体对自己的影响, 这样可能导致它们不按自己的信息去搜寻食物丰富的区域而是向群体中心靠拢, 即过于强调群体经验; 反之, 如果 $d_{attractant}$ 和 $w_{attractant}$ 的值太小, 细菌个体将完全按照自己的信息搜索, 而不会借鉴群体智慧。

趋向性操作执行的次数 N_c : N_c 的值越大, 算法的搜索更细致, 但是算法的复杂度也会随之增加; 反之, N_c 的值越小, 算法更容易陷入局部最小值, 算法的性能好坏就更多地依赖于复制操作。趋向性操作中的另外一个参数 N_s 是每次在任意搜索方向上前进的最多步长数 ($N_s = 0$ 时不会有趋向性行为), N_s 越大, 算法会更多地依据种群中的优质解引导搜索, 但是也更容易陷入局部最小值。

复制操作执行的次数 N_{re} : 如果 N_c 足够大时, N_{re} 的值越大, 算法越能避开食物缺乏或者有毒的区域而去食物丰富的区域搜索, 从而提高算法的收敛速度。当然 N_{re} 太大, 同样也会增加算法的复杂度; 反之, 如果 N_{re} 太小, 算法会易早熟收敛。

迁徙操作执行的次数 N_{ed} : N_{ed} 值太小算法没有发挥迁徙操作的随机搜索作用; 反之, N_{ed} 值越大, 算法能搜索的区域越大, 解的多样性增加, 能避免算法陷入早熟, 当然算法的复杂度也会随之增加。迁徙概率 p_{ed} 选取适当的值能帮助算法跳出局部最小值, 但是 p_{ed} 的值不能太大, 否则 BFOA 就变成了随机搜索

算法。

上述参数与问题的类型有着直接的关系,问题的目标函数越复杂,参数选择就越困难。从理论上讲,不存在一组适用于所有问题的最佳参数值,而且随着问题特征的变化,有效参数值的差异往往非常显著。因此,如何设定BFOA的控制参数以使BFOA的性能得到改善,还需要结合实际问题的深入研究,以及有赖于BFOA理论研究的发展。

(5) 确定算法的终止条件

算法的终止条件一般为达到用户指定的最大迭代次数或者求得用户满意的解。

3 研究现状

BFOA自提出到现在不到十年,但是已经有很多研究者加入到对该算法的研究中,主要集中在对原始算法的改进及其应用的研究。

3.1 细菌觅食优化算法的改进

目前对细菌觅食优化算法的改进主要集中在对趋向性操作的改进和混合其他算法等以提高BFOA的性能。

(1) 趋向性操作的改进

目前研究者对趋向性操作改进最多的是对步长单位 C 引入自适应机制。原始BFOA使用固定的步长值来求解问题不利于算法的收敛,因此一些研究者提出了自适应BFOA来提高BFOA的收敛性,如:

Dasgupta和Das等人^[4,6-8]理论分析了使用自适应机制的步长对算法收敛性和稳定性的影响,但是他们的理论分析是基于一定的条件假设,只考虑在一维的连续空间中一个单独粒子进行的趋向性操作。

Mishra^[9-10]提出用Takagi-Sugeno型模糊推理机制选取最优步长,该算法被称为模糊细菌觅食(Fuzzy Bacterial Foraging, FBF)。但是,FBF的性能完全依赖于隶属函数和模糊规则参数的选择,除了反复实验以外,对于一个给定问题,还没有一个系统的方法来决定这些参数的值,因此该算法没有通用性。于是,后来Datta和Mishra等人^[11]提出用自适应增量调制来控制步长,他们证明这个方法更简单更适合在其他优化问题中使用。

陈瀚宇等人分析步长 C 对BFOA局部开采和全局探索能力的影响,即步长 C 大时,算法的全局探索能力强,步长 C 小时,算法的局部开采能力强。由此他们提出自适应趋向性步长^[12],并利用步长 C 的特点提出了协同细菌觅食算法^[13-16]。但是这些改进算法没有用于求解复杂的多峰问题来验证其性能。

此外,梁艳春等人^[17-19]对趋向性操作进行改进提出了两种新的搜索策略:基于个体信息和基于群体信息的搜索策略。

(2) 混合其他算法的改进

BFOA与其他进化算法一样,也有易于与其他方法相结合的优点。目前,提出的与BFOA混合的算法有PSO、GA和DE等。

Biswas等人^[20]结合BFOA和PSO形成了混合算法称为细菌种群优化(Bacterial Swarm Optimization, BSO),在BSO中,由BFOA执行的趋向性操作进行局部开采,由PSO进行全局探索,有效地平衡了局部开采能力和全局探索能力。Tang^[21]和Chu^[22]等人将PSO的基本思想引入BFOA中,分别提出了细菌群算法(Bacterial Swarming Algorithm, BSA)和快速细菌群算

法(Fast Bacterial Swarming Algorithm, FBSA),在他们提出的算法中每一个细菌根据自己周围的环境和全局最优的细菌位置来调整自己的行为,并在算法中引入了自适应的趋向性步长。Bakwad等人^[23]也提出了一个将BFOA与无参数的PSO混合的算法。

Kim等人^[24]在2007年提出了遗传算法和BFOA的混合算法用于函数优化问题^[24-25],实验结果表明混合算法优于单独的GA和BFOA。

Biswas等人把BFOA的趋向性操作步骤与另外一个有发展潜力的优化算法——差分演化(Differential Evolution, DE)相混合产生了趋向性差分演化算法(Chemotactic DE, CDE)^[26],在该算法中,一个细菌在执行一次趋向性操作后执行差分变异操作,剩余的操作与原始BFOA相似,这样每一个细菌能更仔细地探索可以适宜搜索的空间(fitness landscape)。

(3) 其他方面的改进

除了主要对趋向性操作进行改进和将BFOA与其他算法混合外,还有很多有意义的改进,如:动态环境中的BFOA、种群大小变化的BFOA、BFOA适应度函数计算的改进、BFOA的理论分析等。

动态环境中的BFOA: Tang等人^[27]在变化的环境中给细菌觅食行为建模,通过这个模型能反映个体细菌觅食行为和小种群的演化过程,并在这个模型下形成了细菌趋向性操作算法(bacterial chemotaxis algorithm)。

种群大小变化的BFOA: Li等人^[28]提出具有变化种群的细菌觅食算法(Bacterial Foraging Algorithm with Varying Population, BFAVP),在该算法中,给细菌设置年龄上限,每经过一次适应度评估后,细菌的年龄就增长一岁,当细菌的年龄达到设置的上限时这个细菌就会死亡,这样在细菌觅食过程中每一代的种群大小会有所变化。

BFOA适应度函数计算的改进: Tripathy和Mishra^[29]提出一个改进的BFOA,对原始BFOA有两方面的改进: 第一,在复制操作中按照细菌个体适应度优劣排序时,没有采用原始BFOA中的按照一次趋向性操作中细菌个体经过的所有位置的平均适应度排序,而是按照细菌个体所有位置中的最优适应度排序,这样提高了收敛速度,因为在原始BFOA中采用的平均值策略不能在下一代保留适应度值最优的细菌。第二,对于群聚性,计算种群细菌之间传递信号的影响值 J_{cc} 时,是按照种群中所有个体与当前全局最优个体的距离进行计算,而不是原始BFOA中每个细菌到种群中其他细菌个体的距离。

BFOA的理论分析: 除了对趋向性行为的理论分析外^[4,6-8], Abraham等人^[4,30-31]还对复制操作对算法收敛性和稳定性的影响进行了理论分析,并得出在复制操作中引入自适应机制能避免算法早熟。但是与趋向性行为的理论分析一样,这种理论分析是建立在一定的条件假设上的,只考虑了在一维的连续空间中两个粒子组成的种群进行的复制操作。

3.2 细菌觅食优化算法的应用

细菌觅食优化算法是一种解决优化问题的通用方法,目前已经在一些领域得到成功应用。

(1) 电气工程与控制

Tripathy和Mishra将改进后的BFOA用于同步优化mesh电力网络的有效功率损耗(real power losses)和电压稳定极限(Voltage Stability Limit, VSL)^[32]。仿真实验结果表明改进的

算法在求解这个将统一潮流控制器(Unified Power Flow Controller, UPFC)的安装布点、它的串联注入电压(series injected voltage)、变压器分接头位置(transformer tap positions)作为变量的电力系统多目标优化问题时性能优于原始BFOA。

Tripathy 和 Mishra^[32]还用 BFOA 解决电力系统最优潮流(Optimal Power Flow, OPF)问题。

Mishra 和 Bhende 将修改后的 BFOA 用于有源滤波器 PI (Proportional plus Integral) 控制器的参数优化^[33], 提出的算法在收敛速度方面优于传统的 GA。Mishra^[9-10]还将提出的模糊细菌觅食(FBF)用于谐波分析问题上, 实验结果显示该算法优于经典的 BFOA 和遗传算法。

Kim 等人^[25, 34]将 BFOA 和与遗传算法混合的 BFOA 应用于 PID 控制器的设计问题。

(2) 滤波器问题

Chatterjee 等人提出了 BFOA 的一个有趣应用^[35], 提高扩展卡尔曼滤波器(Extended Kalman Filters, EKF)解的质量, EKF 能够解决用于移动机器人和无人驾驶汽车的同步定位和地图构建(Simultaneous Localization And Mapping, SLAM)问题。

(3) 神经网络训练

Ulagammai 等人^[36]采用 BFOA 训练小波神经网络(Wavelet-based Neural Network, WNN), 并用于验证电力负荷内在的非线性特征。

Kim 等人^[37]将 BFOA 用于神经网络学习。

(4) 模式识别

Acharya 等人^[38]提出基于独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)的 BFOA, 在盲信号分离上进行了实验, 实验结果表明该算法比有约束的基于独立成分分析的遗传算法以及目前最成功的独立成分分析算法有相当甚至更好的性能。

Dasgupta 等人^[39]将提出的自适应 BFOA 用于灰度图中的自动圆检测, 实验结果显示提出的自适应 BFOA 性能优于 BFOA 和 GA。

陈翰宁等人^[40]提出 Multi-Colony BFOA(MC-BFOA)用于 RFID 网络规划问题。

(5) 调度问题

梁艳春等人^[17-19]将细菌觅食优化算法用于求解车间调度问题。

4 BFOA 的未来发展方向

细菌觅食优化算法从提出到现在不到十年, 还属于研究起步阶段, 其理论和应用上的研究空间很大。BFOA 未来的研究方向预计会主要集中在以下几个方面:

(1) 算法操作的改进。实施优化的关键步骤是算法操作, 设计优良的操作对改善算法性能和效率具有重大作用。在 BFOA 中对趋向性操作和复制操作进行改进, 协调处理算法的局部开采能力和全局探索能力, 将成为 BFOA 研究中的一个热点方向。

(2) 算法参数的选择。算法的参数值是影响算法性能和效率的关键。在进化算法中还没有形成确定算法最优参数的一般方法, 大多都是靠经验来选取。目前, BFOA 的参数较多, 如何确定 BFOA 的最优参数使算法性能最优本身就是一个极其复杂的优化问题。

(3) 与其他算法的混合。根据最优化研究领域的无免费午餐定理, 有机地结合 BFOA 与其他算法的优点从而提出更高效的算法, 是 BFOA 研究中值得重视的有价值的课题。

(4) 算法理论的研究。在现阶段, 进化算法的有效性主要是通过数值实验和具体应用后比较结果来检验, 对算法的收敛性和稳定性的理论研究还不完善。目前, 有人对 BFOA 的趋向性操作和复制操作做了理论分析, 但是这些分析是建立在简单条件下进行的, 还没有对多维环境中有多个体(>2)的种群进行分析。因此不断发展和完善 BFOA 的数学基础, 对 BFOA 的收敛速度和优化性能进行评估, 是研究者们的一个重要方向。

(5) 算法的应用。一般而言, BFOA 能求解其他进化算法能够求解的所有问题或者能够转化为优化的问题, 因此, BFOA 几乎在所有的科学和工程问题中都具有应用前景。于是, BFOA 的应用不可避免会成为 BFOA 研究的热点之一。

5 结束语

细菌觅食优化算法是新的进化算法, 已经吸引了很多研究者对它进行研究。首先介绍细菌觅食优化算法三大主要操作的基本原理和流程, 并对算法的群聚性特点进行介绍, 考虑群聚性的特点, 种群中每个细菌个体的行为既要让个体自身单位时间内获得的能量最大, 又要考虑其他个体对自己的影响。然后对 BFOA 的设计步骤进行了分析, 特别是对算法参数的选择进行了详细的分析。接着探讨 BFOA 的改进方法和应用领域, 目前 BFOA 的改进主要集中在对趋向性操作的改进和混合其他算法。最后指出了 BFOA 的未来研究方向。

参考文献:

- [1] Passino K M. Biomimicry of bacterial foraging for distributed optimization and control[J]. IEEE Control Systems Magazine, 2002, 22: 52-67.
- [2] Berg H. Motile behavior of bacteria[J]. Phys Today, 2000, 53(1): 24-29.
- [3] Berg H C, Brown D A. Chemotaxis in escherichia coli analyzed by three-dimensional tracking[J]. Nature, 1972, 239: 500-504.
- [4] Das S, Biswas A, Dasgupta S, et al. Bacterial foraging optimization algorithm: Theoretical foundations, analysis, and applications[J]. Foundations of Comput Intel, 2009, 3: 23-55.
- [5] Liu Y, Passino K M. Biomimicry of social foraging bacteria for distributed optimization: Models, principles, and emergent behaviors[J]. J Optimization Theory Appl, 2002, 115(3): 603-628.
- [6] Dasgupta S, Biswas A, Abraham A, et al. Adaptive computational chemotaxis in bacterial foraging optimization: An analysis[C]// CI-SIS-2008, Barcelona, Spain. [S.l.]: IEEE Computer Society Press, 2008: 64-71.
- [7] Dasgupta S, Das S, Abraham A, et al. Adaptive computational chemotaxis in bacterial foraging optimization: An analysis[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2009, 13(4): 919-941.
- [8] Das S, Dasgupta S, Biswas A, et al. On stability of the chemotactic dynamics in bacterial foraging optimization algorithm[J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part A: Systems and Humans, 2009, 39(3): 670-679.
- [9] Mishra S A. A hybrid least square-fuzzy bacterial foraging strategy for harmonic estimation[J]. IEEE Trans on Evolutionary Compu-

- tation, 2005, 9(1): 61-73.
- [10] Mishra S. Hybrid least-square adaptive bacterial foraging strategy for harmonic estimation[J]. IEEE Proceedings-Generation, Transmission, Distribution, 2005, 152(3): 379-389.
- [11] Datta T, Misra I S, Mangaraj B B, et al. Improved adaptive bacteria foraging algorithm in optimization of antenna array for faster convergence[J]. Progress in Electromagnetics Research C, 2008, 1: 143-157.
- [12] Chen H, Zhu Y, Hu K. Self-adaptation in bacterial foraging optimization algorithm[C]//2008 3rd International Conference on Intelligent System and Knowledge Engineering (ISKE 2008), 2008: 1026-1031.
- [13] Shao Y, Chen H. The optimization of cooperative bacterial foraging[J]. World Congress on Software Engineering, 2009, 2: 519-523.
- [14] Chen H, Zhu Y, Hu K, et al. Cooperative approaches to bacterial foraging optimization[C]//LNCS 5227: ICIC, 2008: 541-548.
- [15] Chen H, Zhu Y, Hu K. Cooperative bacterial foraging optimization[J]. Discrete Dynamics in Nature and Society, 2009: 1-17.
- [16] Shao Y, Chen H. A novel cooperative bacterial foraging algorithm[C]//Proceedings of 2009 4th International Conference on Bio-Inspired Computing: Theories and Applications BIC-TA 2009, 2009: 44-47.
- [17] Wu C, Zhang N, Jiang J, et al. Improved bacterial foraging algorithms and their applications to job shop scheduling problems[C]. LNCS 4431: ICANNGA2007, 2007: 562-569.
- [18] 张娜. 细菌觅食优化算法求解车间调度问题的研究[D]. 吉林大学, 2007.
- [19] 梁艳春, 吴春国, 时小虎, 等. 群智能优化算法理论与应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [20] Biswas A, Dasgupta S, Das S, et al. Synergy of PSO and bacterial foraging optimization-A comparative study on numerical benchmarks[J]. Innovations in Hybrid Intelligent Systems, 2007, 44: 255-263.
- [21] Tang W J, Wu Q H, Saunders J R. A bacterial swarming algorithm for global optimization[C]//2007 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC2007), 2007: 1207-1212.
- [22] Chu Y, Mi H, Liao H, et al. A fast bacterial swarming algorithm for high-dimensional function optimization[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2008), 2008: 3135-3140.
- [23] Bakwad K M, Pattnaik S S, Sohi B S, et al. Hybrid bacterial foraging with parameter free PSO[C]//World Congress on Nature & Biologically Inspired Computing (NaBIC 2009), 2009: 1077-1081.
- [24] Kim D H, Abraham A, Cho J H. A hybrid genetic algorithm and bacterial foraging approach for global optimization[J]. Information Sciences, 2007, 177(18): 3918-3937.
- [25] Kim D H, Cho J H. A biologically inspired intelligent PID controller tuning for AVR systems[J]. International Journal of Control, Automation, and Systems, 2006, 4(5): 624-636.
- [26] Biswas A, Dasgupta S, Das S, et al. A synergy of differential evolution and bacterial foraging algorithm for global optimization[J]. Neural Network World, 2007, 17(6): 607-626.
- [27] Tang W J, Wu Q H, Saunders J R. A novel model for bacteria foraging in varying environments[C]//LNCS 3980: ICCSA 2006, 2006: 556-565.
- [28] Li M S, Tang W J, Tang W H, et al. Bacteria foraging algorithm with varying population for optimal power flow[C]//LNCS 4448: Proc Evol Workshops, 2007: 32-41.
- [29] Tripathy M, Mishra S. Bacteria foraging-based to optimize both real power loss and voltage stability limit[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2007, 22(1): 240-248.
- [30] Abraham A, Biswas A, Dasgupta S, et al. Analysis of reproduction operator in bacterial foraging optimization[C]//IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC 2008), 2008: 1476-1483.
- [31] Biswas A, Das S, Dasgupta S, et al. Stability analysis of the reproduction operator in bacterial foraging optimization[C]//IEEE/ACM International Conference on Soft Computing as Transdisciplinary Science and Technology (CSTST 2008), Paris, France, 2008: 568-575.
- [32] Tripathy M, Mishra S, Lai L L, et al. Transmission loss reduction based on FACTS and bacteria foraging algorithm[C]//LNCS 4193: PPSN, 2006: 222-231.
- [33] Mishra S, Bhende C N. Bacterial foraging technique-based optimized active power filter for load compensation[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2007, 22(1): 457-465.
- [34] Kim D H, Cho J H. Adaptive tuning of PID controller for multi-variable system using bacterial foraging based optimization[C]//LNCS 3528: AWIC 2005, 2005: 231-235.
- [35] Chatterjee A, Matsuno F. Bacteria foraging techniques for solving EKF-based SLAM problems[C]//Proc International Control Conference (Control 2006), Glasgow, UK, 2006.
- [36] Ulagammai L, Vankatesh P, Kannan P S, et al. Application of bacteria foraging technique trained and artificial and wavelet neural networks in load forecasting[J]. Neurocomputing, 2007, 70(16/18): 2659-2667.
- [37] Kim D H, Cho C H. Bacterial foraging based neural network fuzzy learning[C]//IICAI 2005, 2005: 2030-2036.
- [38] Acharya D P, Panda G, Mishra S, et al. Bacteria foraging based independent component analysis[C]//International Conference on Computational Intelligence and Multimedia Applications. Los Alamitos: IEEE Press, 2007: 527-531.
- [39] Dasgupta S, Biswas A, Das S, et al. Automatic circle detection on images with an adaptive bacterial foraging algorithm[C]//2008 Genetic and Evolutionary Computation Conference (GECCO 2008), 2008: 1695-1696.
- [40] Chen H, Zhu Y, Hu K. Multi-colony bacteria foraging optimization with cell-to-cell communication for RFID network planning[J]. Applied Soft Computing, 2010, 10: 539-547.