

混沌细菌群体趋药算法及应用*

孙家泽^{1,2}, 耿国华¹, 王曙燕², 潘晓英²

(1. 西北大学 信息科学与技术学院, 西安 710069; 2. 西安邮电大学 计算机学院, 西安 710121)

摘要: 为了解决传统细菌群体趋药优化算法的收敛速度较慢问题,提出混沌细菌群体趋药算法。该算法在细菌群体中加入基于 Tent 映射的混沌搜索,增加了细菌群体中个体的多样性,将寻优过程分成趋药细菌群和混沌细菌群同时进行,提高了细菌群体优化算法的全局收敛能力。典型实例表明,本方法收敛速度快,优于传统细菌群体趋药优化算法。

关键词: 细菌群体趋药算法; 混沌优化算法; 帐篷映射; 收敛速度

中图分类号: TP301.6 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2012)11-4050-03

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2012.11.012

Chaotic bacterial colony chemotaxis algorithm and application

SUN Jia-ze^{1,2}, GENG Guo-hua¹, WANG Shu-yan², PAN Xiao-ying²

(1. School of Information Science & Technology, Northwest University, Xi'an 710069, China; 2. School of Computer Science & Technology, Xi'an University of Posts & Telecommunications, Xi'an 710121, China)

Abstract: To overcome the problem of slow convergence speed in bacterial colony chemotaxis (BCC) optimization algorithm, this paper presented chaotic bacterial colony chemotaxis (CBCC) algorithm. The algorithm introduced the chaotic search based on Tent map into bacterial colony to keep the variety of bacterial movement, and partitioned the bacteria into two groups: traditional group searching via BCC and chaotic group searching via Tent Map at the same time. Therefore it greatly enhanced the global convergence performance. Finally, the classic examples show that chaos bacterial colony chemotaxis optimization algorithm has better convergence speed than traditional BCC.

Key words: bacterial colony chemotaxis optimization algorithm; chaotic optimization algorithm; Tent map; convergence speed

在过去的几十年中,学者提出很多模拟生物群体智慧的优化算法,如蚁群算法,粒子群算法等。这些基于群体智能的优化算法对于解决不可微、非连通、非线性甚至难以建立数学模型的优化问题有着良好的效果,并且在很多领域如系统设计、多目标优化、模式识别等取得了很大的成功。

文献[1]利用细菌在化学引诱剂环境中的运动行为来进行优化,提出了细菌趋药性(bacterial chemotaxis, BC)优化算法。文献[2]假定细菌在引诱剂环境中能进行相互通信,提出了细菌群体趋药性(BCC)算法。BCC算法具有较强的局部搜索能力,但缺乏全局搜索机制,对复杂问题容易陷入局部最优。文献[3]针对多峰函数提出在BCC算法中引入差分进化算法,提高了BCC算法搜索的成功率和收敛的精度。文献[4]为解决盲信号分离问题提出了一种基于探测判断和优势细菌随机扰动策略的细菌群优化算法。文献[5]针对电力系统可用输电能力问题采用自适应方法调整细菌移动的方向和步长。文献[6]研究了BCC算法中群体控制参数对算法性能的影响,提出自适应调整感知范围、进化时利用微分进化和混沌迁移机制增强其跳出局部最优解的能力。但是感知范围的调整和微分进化都大大增加了计算量,且混沌迁移采用 Logistic 映射遍

历性不好且不利于计算机的实现。为了提高细菌群体趋药优化算法的全局搜索能力,本文将基于 Tent 映射的混沌优化和 BCC 算法有机结合,将寻优过程分成趋药细菌群和混沌细菌群同时进行。

1 细菌群体趋药性算法

BC 算法^[1]是一种从细菌在化学引诱剂环境中的运动行为中取得灵感的优化算法。BC 算法通过单个细菌的运动行为,不断地感受周围环境的变化,利用其历史位置信息来确定下一步的位置从而寻找最优点,具有较强的鲁棒性。在此基础上,文献[2]提出了细菌群体趋药性算法,该算法同时使用单个细菌在引诱剂下的应激反应动作,以及细菌群体间的位置信息交互来进行优化,在保留单个细菌较强局部搜索能力的基础上利用群体中个体的协作提高了收敛速度,取得了较好的效果。现以二维函数最小化问题为例说明 BCC 算法的过程。

a) 参数确定。初始收敛精度 $\varepsilon_{\text{begin}}$, 最终精度 ε_{end} , 进化精度更新常数 α , 迁徙精度阈值 ε_e , 细菌移动速度 v , 每个细菌感知范围 limit , 细菌群的规模 N , 迁徙判决步数 n_e 。

b) 根据函数的定义域,随机将细菌群体初始化分布在不在

收稿日期: 2012-04-11; **修回日期:** 2012-05-28 **基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61050003, 61105064, 611721701); 国家“973”计划前期研究专项资助项目(2011CB311802); 国家教育部重点实验室开放基金资助项目(IPIU012011007); 陕西省自然科学基金资助项目(2011JM8007); 陕西省教育厅自然科学基金资助项目(12JK0732, 11JK1037)

作者简介: 孙家泽(1980-), 男, 河南南阳人, 讲师, 博士研究生, 主要研究方向为智能优化算法(sunjiaze@126.com); 耿国华(1955-), 女, 教授, 博导, 主要研究方向为智能信息处理; 王曙燕(1964-), 女, 教授, 博士, 主要研究方向为软件测试、数据挖掘; 潘晓英(1980-), 女, 副教授, 博士, 主要研究方向为智能优化算法。

同的位置。

c) 对群体中的每个细菌进行第 t 步感知移动、趋药移动和迁徙移动。

(a) 每个细菌均感知它周围的环境, 查看是否有其他位置更好的细菌。如果有, 那么它趋向移动到这些拥有较好位置细菌的中心点, 中心点计算式为

$$\text{center}(x_i) = \text{aver}(x_j | f(x_j) < f(x_i) \text{ and } \text{dis}(x_j, x_i) < \text{limit}) \quad (1)$$

其中: $\text{aver}(x_1, x_2, \dots, x_n) = (\sum_{i=1}^n x_i) / n (i, j = 1, 2, \dots, n)$; $\text{dis}(x_j, x_i)$ 为细菌 i 和 j 之间的距离, 移动的长度为 $\text{rand}(0, 2)$. $\text{dis}(x_i, \text{center}(x_i))$, $\text{rand}(0, 2)$ 为 $(0, 2)$ 间的随机数, 移动的速度恒定 v , 经过感知移动到 x_i' 。

(b) 细菌趋药移动速度 v , 移动时间 τ 的数值由概率分布决定:

$$P(X = \tau) = \frac{1}{T} e^{-\tau/T} \quad (2)$$

期望是 $\mu = E(X) = T$, 方差 $\sigma^2 = \text{var}(X) = T^2$, T 由下式给出:

$$T = \begin{cases} T_0 & \text{for } \frac{f_{pr}}{l_{pr}} \geq 0 \\ T_0(1 + b \left| \frac{f_{pr}}{l_{pr}} \right|) & \text{for } \frac{f_{pr}}{l_{pr}} < 0 \end{cases} \quad (3)$$

其中: T_0 为最小平均移动时间; $f(x_1, x_2)$ 为目标函数值; f_{pr} 为当前位置和上一次位置之间的差; $l_{pr} = |x_{pr}|$ 是当前位置和上一次位置之间向量的模; b 是与维数无关的参数个数; 细菌移动的长度 l 为

$$l = v\tau \quad (4)$$

运动方向与原来轨迹的夹角向左或向右偏转分别服从下面两个高斯概率分布:

$$P(X = \alpha, \nu = \mu) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(\alpha - \nu)^2}{2\sigma^2} \right] \quad (5a)$$

$$P(X = \alpha, \nu = -\mu) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} \exp \left[-\frac{(\alpha - \nu)^2}{2\sigma^2} \right] \quad (5b)$$

如果 $\frac{f_{pr}}{l_{pr}} > 0$, 则期望值 $\mu = E(X) = 62^\circ$, 标准方差 $\sigma =$

$\sqrt{\text{var}(X)} = 26^\circ$; 如果 $\frac{f_{pr}}{l_{pr}} < 0$, 则

$$\mu = 62^\circ (1 - \cos(\theta)) \quad (6)$$

$$\sigma = 62^\circ (1 - \cos(\theta)) \quad (7)$$

$$\cos(\theta) = e^{-\tau_c \tau_{pr}} \quad (8)$$

其中: τ_c 是相关时间; τ_{pr} 是细菌上一次运动持续的时间, 对移动方向进行正则化为 n_u 。

细菌趋药移动到的新位置为

$$x_i'' = x_i + n_u l \quad (9)$$

(c) 迁徙活动。如果连续 n_e 步前后函数值的差的绝对值小于预先给定的 e_e , 即 $f_{pr} < e_e$, 细菌随机迁徙到一个新位置, 并且此前所有位置信息丢失。

(d) 计算 x_i' 和 x_i'' 中目标函数值, 如果 $f(x_i') < f(x_i'')$, 细菌移动到 x_i' , 否则移动到 x_i'' 。

(e) 满足结束条件时结束迭代, 否则返回步骤 c)。

2 混沌优化算法

混沌是存在于很多非线性确定系统中的一种普遍现象, 在一定范围内混沌变量的变化具有随机性、遍历性和规律性。

利用混沌变量的这些特征进行优化搜索, 能使算法跳出局部最优, 可保持群体多样性, 改善算法的全局搜索性能。

不同的混沌序列产生方法对于混沌寻优过程有较大的影响, 大多数的混沌序列都采用 Logistic 映射产生。由于 Logistic 映射所产生序列很不均匀, 并且浪费了宝贵的计算资源。文献 [7] 中通过比较指出 Tent 映射比 Logistic 映射具有更好的遍历均匀性。Tent 映射具有均匀的分布函数, 产生混沌序列的概率密度分布函数的初值敏感性不强, 产生的混沌序列具有全局遍历性, 且其迭代过程适合于计算机实现。因此本文的混沌序列产生采用 Tent 映射, 其表达式为

$$x_{k+1} = \begin{cases} 2x_k & 0 \leq x_k \leq 1/2 \\ 2(1 - x_k) & 1/2 < x_k \leq 1 \end{cases} \quad (10)$$

即 $x_{k+1} = (2x) \bmod 1$ 。

文献 [8] 研究结果表明, 由于 Tent 映射产生的迭代序列中存在小周期, 如 4 周期 $(0.2, 0.4, 0.8, 0.6)$; 并存在不稳定周期点, 如 $0.25, 0.5, 0.75$ 都将迭代到不动点 0。为了避免迭代落入小周期循环, 结合式 (10) 区间 $[L, U]$ 的混沌序列产生过程如下:

a) 随机取 $[0, 1]$ 区间初值 $x_0, x_0 \notin \{0, 0.25, 0.5, 0.75, 1\}$, 通过用式 (10) 进行 num 次迭代, 一个 $[0, 1]$ 区间混沌点 x_k 就产生了。在用式 (10) 迭代的过程中, 如果 $x_i = \{0, 0.25, 0.5, 0.75, 1\}$ 或者 $x_i = x_{i-k}, k = \{1, 2, 3, 4\}$, 则通过让 $x_i = x_{i-1} + \varepsilon$ 来避免陷入小循环和不动点。其中, 产生混沌序列的迭代次数 num 越大产生的混沌序列的遍历性越好, 但同时计算量将会变大。一般情况下迭代 300 次就能满足需要。

b) 根据式 (11) 将混沌点 x_k 映射到区间 $[L, U]$ 中, 这样就得到一个区间 $[L, U]$ 中的混沌点。

$$f(x) = L + x_k \cdot |U - L| \quad (11)$$

3 混沌细菌群体趋药性算法

3.1 算法原理

细菌群体趋药性算法中的个体采用变尺度搜索有较强的局部寻优能力, 但是其细菌群体之间的信息交互是通过对感应区较好的细菌群体的中心点学习来实现, 信息共享的能力较差且共享最优信息的准确度不高, 容易造成收敛于局部的最优, 并且逃离局部最优速度慢, 全局收敛能力有待进一步提高。

由于混沌的遍历性特征, 混沌优化算法是一种易跳出局部最优解的随机优化算法, 在传统的搜索算法中加入混沌搜索方法有利于提高算法全局收敛速度。BCC 算法具有运算速度快、局部搜索能力强等特点, 本文充分利用 BCC 算法和混沌优化算法的各自优势将两种算法有机结合, 按细菌搜索方式不同将整个细菌群体分为两个子群, 分别命名为趋药细菌群 (BCC 群) 和混沌细菌群 (C 群)。优化过程中两个群同步进行迭代, 每次迭代完成后从混沌群中找最优的若干个细菌去取代 BCC 分群中的若干个最差的细菌, 利用混沌优化算法的全局遍历性避免早熟, 提高 BCC 群的全局收敛性和收敛速度。

3.2 算法步骤

a) 参数确定。除了 BCC 算法的相关参数 $\varepsilon_{\text{begin}}, \varepsilon_{\text{end}}, \alpha, e_e, \nu, \text{limit}, N, n_e$ 之外, 还有混沌细菌群的规模 C 、混沌群中最优替代 BCC 群的替代宽度 W 、混沌序列产生的迭代次数 num。其中混沌细菌群的规模 C 越大算法的探索能力越好, 但是 C 太大会增加算法的计算量, 一般取 $\frac{N}{4}$ 左右即可。

b) 随机初始化 BCC 群和 C 群中各个细菌的位置, 并根据初始化的位置采用适应值函数计算 BCC 群和 C 群中各个细菌的适应值。

c) 对 BCC 群中的每个细菌按照 BCC 算法在感知区域内趋药移动并根据条件进行迁徙移动(详见第1章细菌群体趋药性算法中细菌的移动过程)。

d) 对 C 群中的每个细菌按照 Tent 映射产生混沌序列的方法(详见第2章混沌优化算法中 Tent 映射产生混沌序列过程)进行混沌移动。

e) 替代过程。根据适应值计算函数选择 C 群中最优的 W 个细菌替代 BCC 群中最差的 W 个细菌。其中 W 的值越大混沌搜索算法对本算法的影响就越大, 若 W 的值过大, 细菌趋药搜索收敛速度将受到较大影响, 探索能力将降低, 并且增加了计算量。为了平衡算法的探索能力和开发能力, 一般 W 的值取 2 即可。

f) 满足结束条件结束迭代, 否则返回步骤 c)。

4 实验仿真

4.1 测试函数简介

采用文献[1,2,6]中的八个经典标准测试函数对本文提出的 CBCC 算法和传统 BCC 算法的寻优能力进行对比分析, 函数 $F_1(x, y) \sim F_7(x, y)$ 的定义域都是 $(x, y) \in [-20, 20]$, 最优点都是 $F_{\text{optm}}(0, 0) = 0$, $F_8(x, y)$ 是一个高维的约束优化函数, 各个分量定义域都是 $[0, 10]$, 最优点为 0.803553。

$$(1) F_1(x, y) = (x^2 + y^2)^{0.25} \times (\sin^2(50(x^2 + y^2)^{0.1}) + 1.0)$$

$$(2) F_2(x, y) = 20 + (x^2 - 10\cos(2\pi x) + y^2 - 10\cos(2\pi y))$$

$$(3) F_3(x, y) = \frac{(\sin \sqrt{x^2 + y^2})^2 - 0.5}{(1 + 0.001(x^2 + y^2))^2} + 0.5$$

$$(4) F_4(x, y) = (x - 1)^2 + (y - 1)^2$$

$$(5) F_5(x, y) = (x - 1)^4 + (y - 1)^4$$

$$(6) F_6(x, y) = 100(x^2 - y)^2 + (1 - x)^2$$

$$(7) F_7(x, y) = (x - 1)^6 + (y - 1)^6$$

$$(8) F_8(x) = \left| \frac{\sum_{i=1}^n \cos^4(x_i) - 2 \prod_{i=1}^n \cos^2(x_i)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n i x_i^2}} \right|, \text{ 满足}$$

$$\prod_{i=1}^n x_i \geq 0.75, \sum_{i=1}^n x_i \geq 7.5n, 0 \leq x_i \leq 10 \text{ for } 1 \leq i \leq n, n = 40$$

4.2 实验参数设置

算法中参数对整个算法的性能有很大影响, 本文对文献[1,2,6]中八个经典标准测试函数进行仿真实验, 通过实验数据分析得到参数设置为 $\varepsilon_{\text{begin}} = 2, \varepsilon_{\text{end}} = 10e - 6, \alpha = 6, e_e = 10e - 3, \nu = 1, \text{limit} = [-20, 20], N = 20, n_e = 5, C = 6, W = 2, \text{num} = 300$ 较为合理, 算法最大迭代步数为 500 步, 迭代结束的精度要求为 $10e - 6$ 。

下面以函数 $F_1(x, y)$ 为例说明混沌群替代 BCC 群的替代宽度参数 W 的设置对算法的影响。图 1 给出了函数 $F_1(x, y)$ 采用本文提出的 CBCC 算法迭代过程中 $W = 1, W = 2, W = 3$ 时函数适应值的变化情况。从图 1 可以看出, $W = 1$ 时算法的收敛速度明显不如 $W = 2$ 与 $W = 3$ 时的收敛速度, $W = 3$ 时收敛速度和 $W = 2$ 时收敛速度基本相当, 但 $W = 3$ 时计算量较大, 所以本算法设置参数 W 取 2。

4.3 实验结果

用 MATLAB 编程实现 BCC 算法和 CBCC 算法, 重复实验

20 次, 计算各步迭代的平均值。表 1 是 BCC 算法和 CBCC 算法在求解 $F_1(x, y) \sim F_8(x, y)$ 时的迭代次数比较。

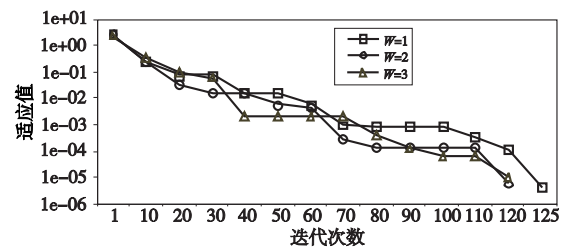


图1 求解 $F_1(x, y)$ 时替代宽度 W 取值对算法的影响对比

表1 CBCC 和 BCC 算法迭代次数对比

算法	$F_1(x, y)$	$F_2(x, y)$	$F_3(x, y)$	$F_4(x, y)$	$F_5(x, y)$	$F_6(x, y)$	$F_7(x, y)$	$F_8(x, y)$
BCC	398	435	342	118	142	216	201	968
CBCC	118	48	60	37	36	165	125	427

从表 1 可以看出, CBCC 算法由于加入混沌策略, 用较少的迭代次数找到较高精度的目标最优值, CBCC 算法比 BCC 算法收敛速度更快, 全局收敛性能更优。

图 2 是求解 $F_1(x, y)$ 用 CBCC 算法和 BCC 算法的寻优过程中迭代次数和函数目标值对应关系的对比图; 图 3 是求解 $F_2(x, y)$ 用 CBCC 算法和 BCC 算法的寻优过程中迭代次数和函数目标值对应关系的对比图; 图 4 是求解 $F_3(x, y)$ 用 CBCC 算法和 BCC 算法的寻优过程中迭代次数和函数目标值对应关系的对比图。

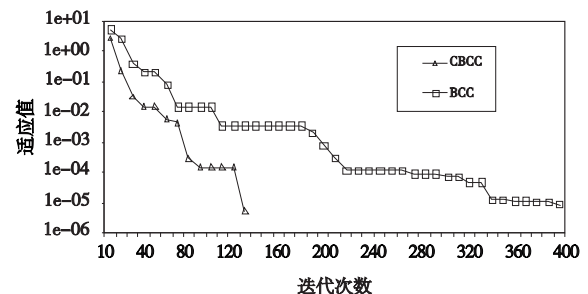


图2 求解 $F_2(x, y)$ CBCC 和 BCC 寻优过程迭代次数和目标值对应关系对比

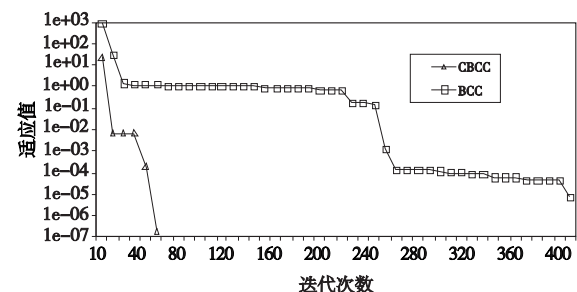


图3 求解 $F_2(x, y)$ CBCC 和 BCC 寻优过程迭代次数和目标值对应关系对比

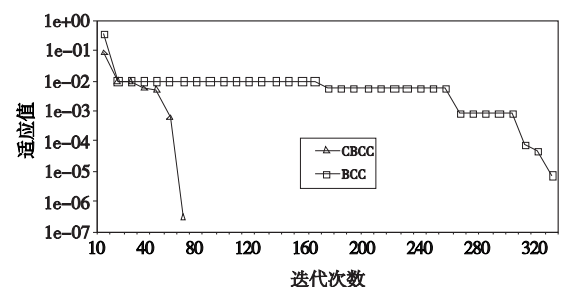


图4 求解 $F_3(x, y)$ CBCC 和 BCC 寻优过程迭代次数和目标值对应关系对比

中通过列遍历构造任务调度序列,通过列节点遍历构造每个任务的数传资源分配序列,最后根据所构造的序列构造满足调度约束的可行解。算法提出了基于随机加权的启发式信息混合利用策略,以充分利用基于问题的启发式信息。为扩大解搜索空间并使算法向最优解收敛,提出了基于混沌变异的列信息素向量更新策略和具有补偿机制的全局信息素更新策略。仿真实验结果表明,本文提出的算法收敛性和解多样性较好,能获得优于遗传算法和启发式算法的可行结果,且算法速度快于遗传算法。

参考文献:

- [1] BARBULESCU L, WATSON J P, WHITLEY L D, *et al.* Scheduling space-ground communications for the air force satellite control network [J]. *Journal of Scheduling*, 2004, 7(1): 7-34.
- [2] MARINELLI F, NOCELLA S, ROSSI F, *et al.* A Lagrangian heuristic for satellite range scheduling with resource constraints [J]. *Computers & Operations Research*, 2011, 38(11): 1572-1583.
- [3] BARBULESCU L, HOWE A E, WHITLEY L D, *et al.* Understanding algorithm performance on an oversubscribed scheduling application [J]. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 2006, 27(12): 577-615.
- [4] ZUFFEREY N, AMSTUTZ P, GIACCARI P. Graph colouring approaches for a satellite range scheduling problem [J]. *Journal of Scheduling*, 2008, 11(4): 263-277.
- [5] WU Guo-hua, MA Man-hao, WANG Hui-lin, *et al.* Multi-satellite observation scheduling based on task clustering [J]. *Acta Astronautica Sinica*, 2011, 32(7): 1275-1282.
- [6] 王万玉, 张志强. 多站多星任务调度模型及求解 [J]. *电讯技术*, 2011, 51(4): 1-6.
- [7] WANG Pei, REINELT G, GAO Peng, *et al.* A model, a heuristic and a decision support system to solve the scheduling problem of an earth observing satellite constellation [J]. *Computers & Industrial Engineering*, 2011, 61(2): 322-335.
- [8] 李云峰, 武小悦. 遗传算法在卫星数传调度问题中的应用 [J]. *系统工程理论与实践*, 2008, 28(1): 124-131.
- [9] 李云峰, 武小悦. 基于综合优先度的卫星数传调度算法 [J]. *系统工程学报*, 2007, 22(6): 644-648.
- [10] DORIGO M, STÜTZLE T. *Ant colony optimization* [M]. Cambridge: MIT Press, 2004.
- [11] CHANDRA M B, BASKARAN R. A survey: ant colony optimization based recent research and implementation on several engineering domain [J]. *Expert Systems with Applications*, 2012, 39(4): 4618-4627.
- [12] YANG Jin-hui, SHI Xiao-hu, MARCHESE M, *et al.* An ant colony optimization method for generalized TSP problem [J]. *Progress in Natural Science*, 2008, 18(11): 1417-1422.
- [13] FUELLERER G, DOERNER K F, HARTL R F, *et al.* Ant colony optimization for the two-dimensional loading vehicle routing problem [J]. *Computers & Operations Research*, 2009, 36(3): 655-673.
- [14] TAVARES N R F, GODINHO F M. An ant colony optimization approach to a permutational flowshop scheduling problem with outsourcing allowed [J]. *Computers & Operations Research*, 2011, 38(9): 1286-1293.
- [15] PANAH H, TAVAKKOLI-MOGHADDAM R. Solving a multi-objective open shop scheduling problem by a novel hybrid ant colony optimization [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(3): 2817-2822.
- [16] FETANAT A, SHAFIPOUR G. Generation maintenance scheduling in power systems using ant colony optimization for continuous domains based 0-1 integer programming [J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(8): 9729-9735.
- [17] DURAN T M, TOKSARI M. Ant colony optimization based on multi-searching to estimate the natural gas demand: case of turkey [J]. *Journal Energy, Exploration & Exploitation*, 2012, 30(2): 223-238.
- [18] 陈祥国. 卫星数传调度的蚁群优化模型及算法研究 [D]. 长沙: 国防科学技术大学, 2010.
- [19] PAINTER K J, HILLEN T. Spatio-temporal chaos in a chemotaxis model [J]. *Physica D*, 2011, 240(4): 363-375.
- [20] GHARAJEDAGHI J. *Systems thinking: managing chaos and complexity: a platform for designing business architecture* [M]. 3rd ed. Oxford: Butterworth-Heinemann, 2011.

(上接第 4052 页)

从图 2~4 中可以看出, BCC 算法收敛速度较慢, 往往在某一部局最优点进化长期停滞不前, 经过大量的迭代才能跳出局部最优, 但又会进入另一个局部最优, 算法的开发能力严重不足。而 CBCC 因为加入了混沌搜索策略, 提高了细菌移动的遍历性, 其跳出局部最优的能力大大超过 BCC 算法的跳出局部最优的能力, 增强了算法的全局寻优能力, 加快了算法的收敛速度。

5 结束语

本文提出在细菌群体中加入混沌搜索策略, 提高细菌群体中个体的多样性, 增强算法的探索开发能力, 从而提高了算法跳出局部最优能力和全局收敛能力。实验结果表明, 新算法加快了算法的收敛速度, 寻优速度更快, 更准确。

参考文献:

- [1] SIBYLLE D, JARNO M, STEFANO A, *et al.* Optimization based on bacterial chemotaxis [J]. *IEEE Trans on Evolutionary Computation*, 2002, 6(1): 16-29.
- [2] 李威武, 王慧, 邹志君, 等. 基于细菌群体趋药性的函数优化方法 [J]. *电路与系统学报*, 2005, 10(1): 58-63.
- [3] WANG Zhi-qiang, ZHANG Li-xin, FAN Y. A study on bacterial colony chemotaxis algorithm and simulation based on differential strategy [J]. *International Journal of Modelling, Identification and Control*, 2010, 9(1): 136-143.
- [4] 陈雷, 张立毅, 郭艳菊, 等. 基于细菌群体趋药性的有序盲信号分离算法 [J]. *通信学报*, 2011, 32(4): 77-85.
- [5] LI Guo-qing, LIAO Hai-liang, CHEN Hou-he. Improved bacterial colony chemotaxis algorithm and its application in available transfer capability [C]//Proc of the 5th International Conference on Natural Computation. Washington DC: IEEE Computer Society, 2009: 286-291.
- [6] 刘文霞, 刘晓茹, 张建华, 等. 基于微分进化和混沌迁移的细菌群体趋药性算法 [J]. *控制理论与应用*, 2009, 26(4): 353-357.
- [7] 单梁, 强浩, 李军, 等. 基于 Tent 映射的混沌优化算法 [J]. *控制与决策*, 2005, 20(2): 179-183.
- [8] 陈如清, 俞金寿. 混沌粒子群混合优化算法研究与应用 [J]. *系统仿真学报*, 2008, 20(3): 685-689.