

带创造性思维的混沌蚂蚁群优化算法

李玉英

(中国人民解放军防化学院 基础部, 北京 102205)

摘要: 针对混沌蚂蚁群优化算法(CASO)容易陷入局部极值和精度低的缺陷,从认知学角度进行分析,将创造性思维(CT)引入CASO算法,提出了一种带创造性思维的混沌蚂蚁群优化算法(CTCASO).基于CT过程的“四阶段”模型,构建了算法框架,改进了位置更新公式,从而使蚂蚁个体在惯性、认知能力的基础上增强了CT能力,提高了蚁群的整体寻优能力.仿真结果表明,所提出的算法搜索能力强、稳定性好,并且未增加新的参数和计算难度.

关键词: 群智能; 混沌蚂蚁群优化算法; 创造性思维; 基准函数

中图分类号: TP18

文献标志码: A

Chaotic ant swarm optimization algorithm with creative thinking

LI Yu-ying

(Basis Department, Institute of Chemical Defense of the Chinese People's Liberation Army, Beijing 102205, China. E-mail: yuying_20042009@yahoo.com.cn)

Abstract: Chaotic ant swarm optimization(CASO)suffers from premature convergence frequently and low accuracy computation. Therefore, the CASO algorithm is analyzed from cognitive science, and a creative thinking(CT) based CASO(CTCASO) algorithm is proposed. Based on the four stages model in CT process, a framework of the CTCASO algorithm is designed, and the evolution model is adapted, which includes a CT model besides the memory model, and the cognitive model in CASO, to improve the optimization capability of ants. The CTCASO algorithm is applied to some well-known benchmarks, and experimental results show that the CTCASO algorithm possesses more powerful search capabilities and robustness, meanwhile it does not introduce new parameters and computational complexity.

Key words: swarm intelligence; chaotic ant swarm optimization algorithm; creative thinking; benchmark functions

0 引言

混沌蚂蚁群优化(CASO)算法^[1]是一种基于群智能的仿生算法,源于蚂蚁用混沌搜索原理寻找食物和最佳路径的研究. CASO算法具有机理简单、收敛速度快、鲁棒性好等优点,在各类连续空间优化问题、神经网络优化以及模糊系统控制等领域中得到了广泛的应用^[2-4].然而,面对复杂程度越来越高的优化问题, CASO算法在求解质量和优化速度上显得不尽人意.

创造性思维(CT)突破原有的思维方式,重新组织已有的知识、经验、信息和素材等要素,在大脑思维反应场中超序激活后,提出新的方案或程序,并创造出新的思维成果^[5]. CT是创造力的核心,已被引入粒子群优化(PSO)算法,现有的实验结果^[6-8]表明: CT的引入使得 PSO算法的性能得到了很大的提升.

CASO算法和 PSO算法同属优化算法,且算法中的信息交流具有相似性,所以本文针对 CASO算法容易陷入局部极值和精度低的缺陷,提出了带创造性思维的混沌蚂蚁群优化算法(CTCASO).该算法将人类的 CT引入 CASO算法中,为 CASO算法中的每只蚂蚁添加了 CT能力,从而提高了整个蚁群的创造力.通过对典型基准函数的求解,表明了所提出的改进算法在寻优和稳定性方面具有较大的优越性.

1 混沌蚂蚁群优化算法

受蚂蚁觅食行为的启发,文献[1]基于混沌理论提出了 CASO算法,这是一种通过引入组织变量将单个蚂蚁混沌行为与整个蚁群智能觅食行为结合起来的算法.其数学模型为

$$y_i(k+1) = y_i(k)^{(1+r_i)},$$

收稿日期: 2013-01-06; 修回日期: 2013-05-04.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61272057, 61202434, 61170270).

作者简介: 李玉英(1977-),女,讲师,从事群智能理论及应用的研究.

$$x_{id}(k+1) = \left(x_{id}(k) + \frac{7.5}{\psi_d} v_i\right) e^{(1-e^{-ay_i(k+1)})(3-\psi_d(x_{id}(k)+\frac{7.5}{\psi_d}v_i))} + (p_{id}(k) - x_{id}(k)) e^{-2ay_i(k+1)+b} - \frac{7.5}{\psi_d} v_i. \quad (1)$$

其中: $y_i(k)$ 表示第 i 只蚂蚁在 k 时刻的组织变量, $y_i(1) = 0.999$; r_i 表示第 i 只蚂蚁的组织变量因子, 通常取 $0 < r_i \leq 0.5$; $x_{id}(k)$ 表示第 i 只蚂蚁 d 维变量的当前位置, $i = 1, 2, \dots, N$, N 表示蚂蚁数, $d = 1, 2, \dots, D$, D 表示优化空间的维数, $x_{id}(1) = \frac{7.5}{\psi_d} \times (1 - v_i) \times \text{rand}(1)$, $\text{rand}(1)$ 是在 $(0, 1)$ 之间均匀分布的一个随机数; v_i ($0 < v_i < 1$) 决定了蚂蚁混沌动力学行为方程的吸引子在相空间移动的比例大小, 一般令 $v_i = 0.5$; ψ_d 是常数, 用来调整 x_{id} 的搜索范围, 设搜索范围为 $[-\omega_d/2, \omega_d/2]$, 则 ψ_d 与 ω_d 之间存在一个近似关系 $\omega_d \approx 7.5/\psi_d$; $p_{id}(k)$ 表示第 i 只蚂蚁和它的邻居在 k 步内所找到的最好位置; b ($0 \leq b \leq 2/3$) 是常数, a 是一个很大的正常数, 例如取 $a = 200$. 蚂蚁间距离的数学定义: 设两个蚂蚁 i 和 j 的位置分别为 $(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ 和 $(x_{j1}, x_{j2}, \dots, x_{jD})$, 则蚂蚁 i 与 j 间的距离为 $\sqrt{(x_{i1} - x_{j1})^2 + \dots + (x_{iD} - x_{jD})^2}$, 其中 $i \neq j$, $i, j = 1, 2, \dots, N$. 令空间中距离蚂蚁 i 最近的 M 只蚂蚁作为蚂蚁 i 的邻居, 其中 $M < N$.

式 (1) 描述了 CASO 算法的搜索过程. 组织变量用来控制蚂蚁的混沌搜索行为. 开始时, 组织对单个蚂蚁行为的影响十分小, 单个蚂蚁之间进行非合作的混沌搜索过程: 随着迭代的进行, 组织变量在慢慢地改变, 组织对单个蚂蚁行为的影响变得越来越大, 蚂蚁之间的合作过程就开始了; 接着, 蚂蚁会做进一步的搜索, 并移动到它们在搜索空间中曾找到的最好位置.

2 带创造性思维的混沌蚂蚁群优化算法

从式 (1) 可以看出, CASO 算法在蚂蚁位置更新过程中, 不仅保留了蚂蚁对上一代位置的记忆, 同时还学习了自身经验知识和其邻居蚂蚁经验, 这与人类的认知过程类似. 在做决策的过程中, 个体不仅记住他们自己的信息, 同时还会考虑群体中其他个体的信息, 唯一的差别在于人类具有 CT 能力, 而蚂蚁不具备. 下面将基于 Walls 提出的 CT 过程的“四阶段模型”, 将人类的 CT 能力引入 CASO 算法, 使得每只蚂蚁都能像人类一样进行总结、思考和创新.

2.1 CT 过程的“阶段模型”

CT 是主体通过综合运用各种思维方式, 对头脑中的知识、信息进行加工组合, 形成新概念的思维过程. 它的产生一般需要经历 4 个阶段: 准备阶段, 孕育阶段, 明朗阶段, 验证阶段.

1) 准备阶段: 熟悉所要解决的问题, 了解问题的特点, 围绕问题搜集并分析有关资料, 在此基础上逐步明确解决问题的思路.

2) 孕育阶段: 在上一阶段的基础上, 进行知识的提取和观念的联想、合并、转换及类比推理等, 由此形成内隐认知.

3) 明朗阶段: 经过较长时间的孕育后, 认知主体对所解决问题的症结逐渐由模糊转为清晰. 明朗阶段是前两个阶段认真准备和长期孕育的结果, 是 CT 过程中最关键的环节.

4) 验证阶段: 对前 3 个阶段形成的新概念进行检验及评价.

2.2 CTCASO 算法框架

基于 CT 过程四阶段, 设计 CTCASO 算法的框架, 如图 1 所示.

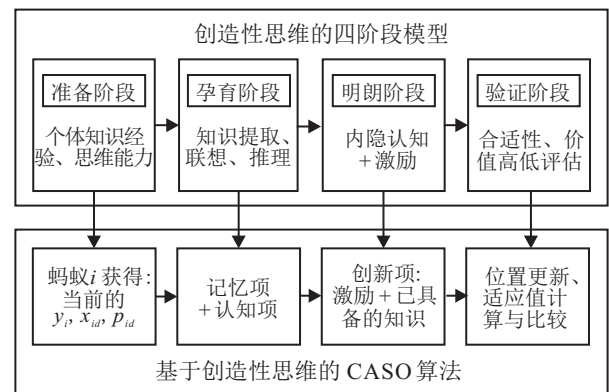


图 1 CTCASO 算法框架

从图 1 可知: CT 过程四阶段中的准备阶段对应了 CTCASO 算法中的变量准备过程, 即每只蚂蚁获得自己当前组织因子和位置, 寻找自身和邻居最好位置的过程; 孕育阶段对应了 CTCASO 算法的主要认知阶段, 即每只蚂蚁凭借自身记忆能力和认知能力对下一代的组织因子和位置进行初步整合 (对应式 (1)); 明朗阶段对应了 CTCASO 算法中的创新项, 即在外界激励下挖掘已具备的知识, 对问题的解形成新颖的认识和顿悟; 验证阶段对应了 CTCASO 算法中蚂蚁个体位置的更新及对适应值进行计算、比较与更新的过程.

2.3 CTCASO 算法设计

Karmiloff-smith 认为人类获取知识的一种特殊方式是通过探索内部已有信息, 并通过不断迭代, 对这些信息在表现形式上进行重组. 也就是说, 对已有信息进行组合是产生创新的重要原因. 因此, 由 CASO 算法的特点和 CT 能力的产生机理, 定义蚂蚁个体 i 在 d 维的创新项为 $g_{id}(k)$, 将其看作第 i 只蚂蚁对其记忆中的信息 $x_{id}(k)$ 与认知能力 $p_{id}(k)$ 在外部激励下共同作用的结果, 表示为

$$g_{id}(k) = \lambda \times \frac{p_{id}(k) + x_{id}(k)}{2} \quad (2)$$

其中 λ 为外部激励因子。因为 CT 过程中外界激励具有偶然性, 所以定义 λ 为 $[0,1]$ 之间均匀分布的随机数, 于是 CTCASO 算法的公式更新为

$$\begin{aligned} y_i(k+1) &= y_i(k)^{(1+r_i)}, \\ x_{id}(k+1) &= \\ &\left(x_{id}(k) + \frac{7.5}{\psi_d} v_i\right) e^{(1-e^{-ay_i(k+1)})(3-\psi_d(x_{id}(k)+\frac{7.5}{\psi_d}v_i))} + \\ &\frac{1}{2}(p_{id}(k) - x_{id}(k))e^{-2ay_i(k+1)+b} + \\ &\frac{1}{2}(g_{id}(k) - x_{id}(k))e^{-2ay_i(k+1)+b} - \frac{7.5}{\psi_d} v_i. \end{aligned} \quad (3)$$

分析式(3)可知, CTCASO 算法具有以下优势:

1) 从认知学角度看, 蚂蚁的 CT 能力能够更好地平衡其全局搜索和局部搜索的能力, 使得蚂蚁的整体搜索能力得到提升;

2) 当蚂蚁 i 的 $x_{id}(k)$ 与 $p_{id}(k)$ 和 $g_{id}(k)$ 相差较远时, 位置更新公式中的创新项较大, 使得 $x_{id}(k+1)$ 增大, 此时蚂蚁具有更好的全局搜索能力, 同时能够尽快到达全局最好位置, 即收敛速度得到大幅提升;

3) 当蚂蚁的趋同性使得 $x_{id}(k)$ 与 $p_{id}(k)$ 和 $g_{id}(k)$ 基本相等时, 创新项中 λ 的加入使得蚂蚁位置不变的可能性减小, 能够在一定程度上保持蚂蚁多样性, 从而有效避免早熟收敛现象的产生;

4) 从计算时间看, 创新项所增加的计算时间非常短, 并且没有提高算法的计算复杂度;

5) 未增加新的需要调整的参数。

3 仿真实验

3.1 测试函数

为了测试 CTCASO 算法的性能, 本文选取 7 个基准函数进行数值仿真实验。各个基准函数的表达式和

表 1 实验采用的基准函数及其搜索范围

名称	表达式	搜索范围
Sphere	$\sum_{i=1}^D x_i^2$	$[-50, 50]$
Step	$\sum_{i=1}^D [x_i + 0.5]^2$	$[-100, 100]$
DeJongF4	$\sum_{i=1}^D \left(\sum_{j=1}^i x_j\right)^2$	$[-20, 20]$
Rosenbrock	$\sum_{i=1}^{D-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$	$[-100, 100]$
Griewank	$1 + \sum_{i=1}^D \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right)$	$[-600, 600]$
Rastrigin	$\sum_{i=1}^D (10 + x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i))$	$[-5.12, 5.12]$
Ackley	$20 - 20e^{-0.2 \sqrt{\frac{1}{D} \sum_{i=1}^D x_i^2}} - \frac{1}{D} \sum_{i=1}^D \cos(2\pi x_i) + e$	$[-32, 32]$

搜索范围如表 1 所示。这 7 个基准函数除 Rosenbrock 函数是在 $x = (1, 1, \dots, 1)$ 处取得全局最小值 0, 其余 6 个函数都在 $x = (0, 0, \dots, 0)$ 处取得全局最小值 0。

3.2 实验环境及算法参数设置

CTCASO 算法采用与文献 [1] 中 CASO 算法相同的参数设置: $N = 20, D = 30, a = 200, b = 1/2, y(1) = 0.999, r_i = 0.01 + 0.00001 \times \text{rand}(1), v_i = \text{rand}(1), \psi_d$ 的值由每个基准函数搜索区间的范围决定, 最大迭代次数为 1000, 且采用动态邻居, 即在迭代第 1 步时, 邻居的数目为 2, 每隔 2 步蚂蚁邻居的数目增加 1, 邻居的最大数目为 19。算法在对每个基准函数在维数为 30 的情况下独立运行 50 次。

3.3 实验结果及讨论

表 2 给出了 CTCASO 算法和 CASO 算法对各基准函数进行优化求解的结果。

表 2 实验结果比较

名称	平均适值		方差	
	CTCASO	CASO	CTCASO	CASO
Sphere	3.35e-11	3.81e-03	1.78e-21	5.33e-02
Step	0	5.50e+00	0	6.25e+01
DeJongF4	5.01e-23	1.61e-02	1.59e-44	1.62e-03
Rosenbrock	2.29e+01	2.34e+01	9.00e+02	1.37e+04
Griewank	2.51e-10	4.66e-01	2.33e-19	1.82e-01
Rastrigin	1.58e+00	2.26e+01	9.83e+00	1.10e+03
Ackley	3.55e-06	9.17e-01	5.69e-12	1.10e+00

从表 2 中平均适值的比较结果可知, CTCASO 算法对各函数的求解质量相对较高; 从方差的比较结果可知, CTCASO 算法的稳定性较好, 尤其是 Step 函数, CTCASO 算法搜索到的平均适值和方差均为 0, 即 CTCASO 算法找到了 Step 函数的最优值。尽管 Rosenbrock 函数的平均适值没有数量级形式的提高, 但是方差却提高 2 个数量级。而对于其他函数来说, 平均适值和方差都有不同数量级的提高。例如: DeJongF4 函数的平均适值提高 21 个数量级, 方差提高 41 个数量级; Sphere 函数的平均适值提高 8 个数量级, 方差提高 19 个数量级; Griewank 函数的平均适值提高 9 个数量级, 方差提高 18 个数量级; Ackley 函数的平均适值提高 5 个数量级, 方差提高 12 个数量级; Rastrigin 函数的平均适值提高 1 个数量级, 方差提高 3 个数量级。

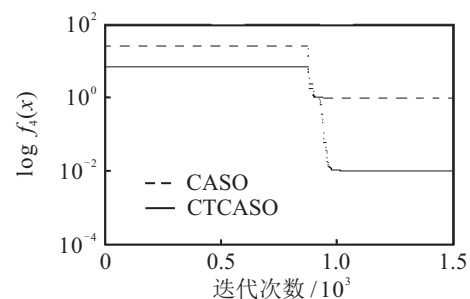


图 2 Griewank 函数的平均适应值

为了更直观地比较这两种算法的寻优效果, 本文以 Griewank 函数为例, 给出了它们的搜索过程, 结果如图 2 所示. 从图 2 可以看出, 相比于 CASO 算法, CTCASO 算法具有较强的搜索能力.

4 结 论

本文提出的 CASO 算法与传统的蚁群 (ACO) 算法都是受蚂蚁种群行为启发而产生的优化算法, 但它们是不同的: 1) CASO 算法是基于混沌动力学和群智能优化机制的决定性算法, ACO 算法是基于随机搜索机制的非决定性算法; 2) CASO 算法考虑了单个蚂蚁的混沌行为, 而 ACO 算法没有; 3) CASO 算法适用于求解连续型的优化问题, ACO 算法适用于求解复杂组合优化问题; 4) 针对 ACO 算法容易陷入局部最优的缺点, 将混沌搜索与 ACO 算法相结合, 提出的混沌蚁群算法^[9]是对 ACO 算法的一种改进, 与 CASO 算法的思想和模型完全不同.

为了改善 CASO 算法容易陷入局部极值和精度低的问题, 本文从蚂蚁位置的更新方式入手, 提出了一种 CTCASO 算法. 在该算法中, CT 的引入有效地提高了蚂蚁的创新能力, 增大了算法潜在的搜索空间, 使算法在迭代后期更容易跳出局部最优解并进行更深入的搜索. 数值实验及分析表明: CTCASO 算法对各基准函数具有较好的寻优结果, 在保证收敛精度的同时, 也具有较好的稳定性, 是一种很有潜力和应用前景的优化算法.

参考文献(References)

- [1] Li Lixiang, Yang Yixian, Peng Haipeng, et al. An optimization method inspired by chaotic ant behavior[J]. *Int J of Bifurcation and Chaos*, 2006, 16(8): 2351-2364.
- [2] 李玉英. 混沌蚁群优化算法及其应用研究[D]. 北京: 北京邮电大学网络技术研究院, 2009: 25-30.
(Li Y Y. Research on chaotic ant swarm optimization algorithm and its application[D]. Beijing: Research Institute of Network Technology, Beijing University of Posts and Telecommunications, 2009: 25-30.)
- [3] 彭海朋, 王向东, 李丽香, 等. 混沌蚁群算法设计模糊辨识系统[C]. 2006 年中国控制与决策学术年会论文集.

天津, 2006: 65-68.

- (Peng H P, Wang X D, Li L X, et al. Fuzzy identification system designed by chaotic ant swarm[C]. *Proc of 2006 Chinese Control and Decision Conf. Tianjin*, 2006: 65-68.)
- [4] 李玉英, 温巧燕, 李丽香, 等. 改进的混沌蚁群算法[J]. *仪器仪表学报*, 2009, 30(4): 733-737.
(Li Y Y, Wen Q Y, Li L X, et al. Improved chaotic ant swarm algorithm[J]. *Chinese J and Scientific Instrument*, 2009, 30(4): 733-737.)
- [5] 胡江水. 关于创造性思维的几点思考[J]. *南昌教育学院学报*, 2007, 22(3): 15-18.
(Hu J S. On creative thinking[J]. *J of Nanchang College of Education*, 2007, 22(3): 15-18.)
- [6] 唐苏妍, 朱一凡, 张伟, 等. 一种基于创造性思维的粒子群优化算法[J]. *控制与决策*, 2011, 26(8): 1181-1186.
(Tang S Y, Zhu Y F, Zhang W, et al. Particle swarm optimization algorithm based on creative thinking[J]. *Control and Decision*, 2011, 26(8): 1181-1186.)
- [7] 唐苏妍, 朱一凡, 葛伟, 等. 网络化防空导弹体系集中式拦截联盟形成方法[J]. *系统工程理论与实践*, 2011, 31(2): 357-363.
(Tang S Y, Zhu Y F, Ge W, et al. Centralized interception coalition formation method in networked air defence missile systems[J]. *Systems Engineering Theory & Practice*, 2011, 31(2): 357-363.)
- [8] 刘振林, 唐苏妍, 葛伟. 创造性思维粒子群优化的武器目标分配[J]. *火力与指挥控制*, 2012, 37(3): 4-9.
(Liu Z L, Tang S Y, Ge W. Particle swarm optimization based on creative thinking for solving weapon target assignment problem[J]. *Fire Control and Command Control*, 2012, 37(3): 4-9.)
- [9] 高尚. 解旅行商问题的混沌蚁群算法[J]. *系统工程理论与实践*, 2005, 25(9): 100-104.
(Gao S. Solving traveling salesman problem by chaos ant colony optimization algorithm[J]. *Systems Engineering-Theory & Practice*, 2005, 25(9): 100-104.)

(责任编辑: 齐 霖)