

文章编号: 1001-0920(2011)08-1181-06

一种基于创造性思维的粒子群优化算法

唐苏妍, 朱一凡, 张伟, 李群

(国防科技大学 信息系统与管理学院, 长沙 410073)

摘要: 针对粒子群优化(PSO)算法在复杂问题求解中出现的早熟收敛问题, 从认知心理学角度进行分析, 将创造性思维(CT)引入 PSO 算法, 提出一种基于创造性思维的 PSO 算法(CTPSO). 基于 CT 过程的“四阶段”模型, 构建了算法框架, 改进了速度更新公式, 在粒子个体的惯性、个体认知和社会能力的基础上增强 CT 能力, 以提升其整体寻优性能. 典型测试函数的运行结果表明, 该算法具有较强的全局搜索能力, 收敛速度快, 算法稳定性好, 且未增加新的参数和计算复杂度.

关键词: 群智能; 粒子群优化; 创造性思维; 四阶段模型

中图分类号: TP18

文献标识码: A

Particle swarm optimization algorithm based on creative thinking

TANG Su-yan, ZHU Yi-fan, ZHANG Wei, LI Qun

(College of Information Systems and Management, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China. Correspondent: TANG Su-yan, E-mail: tsy2977162@163.com)

Abstract: Particle swarm optimization(PSO) suffers from the premature convergence problem in complex optimization problems. To solve this problem, this paper analyzes PSO algorithm from cognitive psychology and proposes a creative thinking(CT) based PSO algorithm(CTPSO). Based on the four stages model in CT process, a framework of CTPSO is designed, and the evolution model is adapted, which includes a CT model besides the memory model, cognitive model and social model in standard PSO to improve the optimization capability of particles. CTPSO is applied to some well-known benchmarks, and experimental results show that CTPSO possesses more powerful global search capabilities, better convergence rate and robustness, meanwhile it does not introduce new parameters and computational complexity.

Key words: swarm intelligence; particle swarm optimization; creative thinking; four stages model

1 引言

自20世纪90年代起, 人们受群居昆虫行为的启发, 通过对其行为的模拟, 产生了一系列求解问题的方法, 即群智能(SI)方法. 在众多SI方法中, Kennedy和Eberhart^[1-2]提出的粒子群优化算法(PSO)是目前应用较为广泛的一种全局优化算法. 与其他进化算法和SI算法相比, 其机理简单, 容易实现, 收敛速度较快, 且需要调整的参数较少, 在某些情况下比遗传算法更具优势, 对于解决大规模数学优化问题具有较高的计算速度及较好的全局寻优能力. 自PSO算法提出以来, 其基本算法和改进算法已被广泛应用于资源分配^[3-4]、任务分配^[5-7]、全局优化问题求解^[8-9]以及电力系统^[10]等诸多领域. 理论和实践表明, PSO是解决非线性连续优化、组合优化等问题的有效工具.

PSO算法的最大不足是其早熟收敛问题, 即当某粒子发现一个当前最优位置时, 其他粒子将迅速向其靠拢, 如果该位置为局部最优点, 则粒子群很难在解空间内进行重新搜索, 从而陷入局部收敛. 目前, 克服PSO算法早熟问题的方法主要有4种: 1) 增加粒子群规模以拓展解空间; 2) 调整参数取值策略^[10], 以平衡粒子的全局和局部搜索能力; 3) 混合各种启发式算法以增强粒子的局部搜索能力, 如在PSO算法中引入蚁群算法的信息素机制^[11]、极值优化(EO)^[12]等; 4) 在有限规模内保持粒子群的多样性, 以在进化过程中对新的解空间进行持续搜索, 如引入交叉机制^[13]、免疫机制^[14]、自适应变异机制和扰动因子^[15]等方法. 然而, 增加粒子群规模虽能获得更优的解, 但会使算法的运算量大幅增加, 且难以从根本上克服局部收敛问

收稿日期: 2010-05-06; 修回日期: 2010-07-18.

基金项目: 国家自然科学基金项目(60974073, 60974074); 装备预研基金项目(9140C640505).

作者简介: 唐苏妍(1984-), 女, 博士生, 从事装备体系论证、优化与仿真评估等研究; 朱一凡(1965-), 男, 教授, 博士生导师, 从事装备体系论证与仿真评估等研究.

题. 参数调整策略需要对具体问题进行大量的仿真实验后方能确定, 且策略较难适用于所有的优化问题. 另外, 混合 PSO 算法及根据粒子多样性变化情况调整扰动因子在增强算法局部搜索能力和粒子群多样性的同时, 也使得算法在每次进化过程中的计算量增加, 从而影响了 PSO 的快速收敛能力.

本文从一个全新的视角即认知心理学角度分析 PSO 算法, 将人类的创造性思维引入 PSO 算法中, 构建算法结构和框架, 改进了 PSO 的速度更新公式. 该算法保持了基本 PSO 算法的原理简单、易于实现的特点, 同时未增加新的需要调整的参数和计算复杂度. 基于典型测试函数对算法进行评价和比较, 结果表明, 本文算法在收敛速度和全局寻优质量方面具有较大的优越性.

2 标准 PSO 算法

Shi 等人^[16]在 Kennedy 和 Eberhart 提出的基本 PSO 算法基础上增加了惯性权重的概念, 目前被公认为标准 PSO 算法, 且应用较为广泛. 其基本原理是: 一个由 m 个粒子组成的群体在 d 维搜索空间中以一定速度飞行, 假设第 i 个粒子 ($1 \leq i \leq m$) 的位置为 $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$, 速度为 $V_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$, 其经历过的最好位置为 $P_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$, 群体内所有粒子所经过的最好位置为 $P_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$. 在第 d 维上, 粒子 i 的速度和位置分别根据下式进行更新:

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 \xi (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \eta (p_{gd}^k - x_{id}^k), \quad (1)$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1}. \quad (2)$$

其中: k 为进化代数; ω 为惯性权重, 其目的是维护全局和局部搜索能力的平衡, 改善算法收敛性能; c_1, c_2 为加速常数, 也称学习因子, 使粒子具有自我总结和向群体中优秀个体学习的能力, 从而向自己的历史最优点以及群体内或邻域内的历史最优点靠近, 一般取 $c_1 = c_2 = 2$; ξ, η 为 $[0, 1]$ 区间内均匀分布的随机数.

式(1)中, 第 1 部分 v_{id}^k 为粒子记忆项或惯性项, 表示粒子对上一代速度的记忆, 表现了个体“惯性”行为对其下一代速度的影响; 第 2 部分为个体认知项, 表示粒子吸取自身经验知识的过程; 第 3 部分为社会项, 表示粒子学习其他粒子经验的过程. 在寻求一致的认知过程中, 个体往往记住它们自己的信念, 同时还考虑群体中其他个体的信念. 当个体察觉其他个体的信念较好时, 将进行适应性调整.

3 基于创造性思维的 PSO 算法

3.1 创造性思维的引入

创造性思维(CT)也称创新思维, 是指在对概念空间进行探索的过程中, 以掌握的信息、知识和经验

为基础, 对已有概念进行组合、关联和变换, 从而产生新概念的过程. CT 是人类特有的思维模式, 是在一般思维基础上发展起来的、以新的方式解决问题的思维活动, 它强调开拓性和突破性, 在解决问题时带有鲜明的主动性^[17].

PSO 算法的速度更新公式是其核心内容, 从社会认知学角度看, 该公式模拟了每个粒子的生物惯性作用、个体认知能力(记忆能力)及社会能力对其下一代速度的影响, 即每个粒子下一代的速度是由当前该粒子所掌握的知识进行矢量运算的结果. 算法中的 3 项与人类的认知过程类似, 存在的唯一差别是人类具有 CT 能力, 而粒子却不具备该项能力. 人类的 CT 能力是推动其认知能力不断发展和产生技术创新的关键因素, 因此, 本文从认知心理学角度提出一种基于 CT 的 PSO (CTPSO) 算法, 将人类的创造性思维引入 PSO 算法中, 使得每个粒子都能像人类一样进行总结、思考和创新.

CTPSO 算法的基本思想是: 每个粒子具有惯性作用、个体认知能力和社会能力的同时, 也具有创造性思维能力, 即粒子在根据自身记忆中存储的知识和从其他粒子处获得的知识进行思考的同时, 能够对所掌握的知识进行组合、关联和变换, 并在外界激励因素的影响下, 实现一定程度的创新, 从而使得整体搜索能力上升到一个新的阶段.

3.2 CTPSO 算法框架

3.2.1 CT 过程的“四阶段模型”

从上世纪初开始, 人们就从心理学角度研究 CT 的产生过程, 并提出了若干种具有代表性的 CT 过程模型, 如 Wallas^[18]提出的“四阶段模型”, Finke^[19]提出的 Geneptore 模型, Lawson^[20]提出的“五阶段模型”, Santanen^[21]提出的认知网络模型等. 其中, 四阶段模型作为 CT 过程的经典模型, 从 1926 年提出至今, 仍被广泛采用. 该模型认为人的创造性思维必须经历 4 个阶段, 分别是准备阶段、酝酿阶段、豁朗阶段和验证阶段.

1) 准备阶段. 根据问题特征形成初步认识, 了解问题性质特点, 建构问题空间, 搜集与之有关的知识并进行整理和加工. 个体的知识水平、思维能力及经验等都是该阶段中的重要因素.

2) 酝酿阶段. 在上一阶段形成问题基本知识的基础上, 进行知识提取, 观念的联想、合并、转换及类比推理等. 在该阶段中形成的内隐认知较为重要. 相对于外显知识而言, 内隐认知是指不能用语言表达、不受认知主体意识控制、不需付出心理努力的认知过程^[22].

3) 豁然阶段. 通过酝酿阶段的知识积累后, 内隐认知水平不断提高, 此时, 适当的外界环境线索或激励, 可以使个体对关于问题解的认识非常敏感, 并使得记忆中相关信息的激活水平提高. 当内隐记忆痕迹的激活水平达到某一阈值时, 即可导致顿悟^[23]. 该阶段是 CT 过程中最关键的环节.

4) 验证阶段. 对第 3 阶段所产生的新概念和新思想的合理性、新颖性及价值高低进行验证及评价.

3.2.2 CTPSO 算法框架

基于 Wallas 的“四阶段模型”, 设计 CTPSO 算法的框架如图 1 所示.

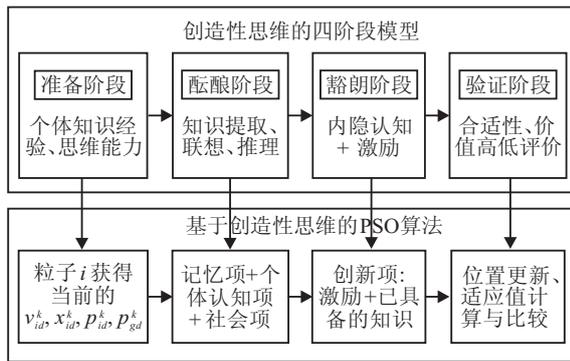


图 1 CTPSO 算法框架

CT 过程四阶段模型中的准备阶段对应 CTPSO 算法中的变量准备过程, 即每个粒子获得自己当前速度和位置, 寻找自身最好位置和群体最好位置的过程; 酝酿阶段对应 CTPSO 算法的主要认知阶段, 每个粒子凭自身记忆能力、个体认知能力和社会能力对下一代的速度和位置进行初步整合 (对应于标准 PSO 算法中的式 (1), (2)); 豁然阶段对应 CTPSO 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认识和顿悟; 验证阶段对应算法中粒子个体位置更新及对适应值进行计算、比较与更新的过程.

3.3 CTPSO 算法设计

定义 1 创新位置 cp_{id}^k . 在第 d 维空间内, 粒子个体 i 基于自身的 CT 能力, 根据准备阶段中获取的自身经验知识及其他粒子的共享知识和酝酿阶段对知识的整合所形成的内隐认知, 在外部激励 (直觉和灵感) 下所确定的新位置.

对已有信息进行组合, 是产生创新的重要原因. Karmiloff-smith^[24]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. 目前, 描述和研究 CT 能力的统一概念框架已被提出, 但如何将该概念框架映射到具体计算公式甚至算法化仍是难点. 根据 PSO 算法的特点, 不妨尝试根据 CT 能力的产生机理, 将粒子个体 i 在 d 维的 cp_{id}^k 看作 i 对其记忆中的信息

(x_{id}^k), 个体认知能力获得的信息 (p_{id}^k), 以及由社会能力获得的其他粒子的共享信息 (p_{gd}^k) 在外部激励下共同作用的结果, 即

$$cp_{id}^k = \rho \times \frac{x_{id}^k + p_{id}^k + p_{gd}^k}{3}, \quad (3)$$

其中 ρ 为外部激励因子. 由于 CT 过程中外界激励具有偶然性, 这里定义 ρ 为 $[0, 1]$ 之间均匀分布的随机数. 于是, CTPSO 算法中的速度更新公式为

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 \xi (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \eta (p_{gd}^k - x_{id}^k) + c_3 \gamma (cp_{id}^k - x_{id}^k), \quad (4)$$

位置更新公式不变. 式 (4) 中: $c_3 = (\omega + c_1 + c_2)/3$, 表示粒子个体的各种能力因子对其 CT 能力的均衡影响; γ 为 $[0, 1]$ 之间均匀分布的随机数.

分析式 (4) 可知, CTPSO 算法具有以下优势: 1) 从认知学角度看, 粒子的 CT 能力能够更加平衡其全局搜索和局部搜索能力, 使得粒子的整体搜索能力得到提升; 2) 当粒子 i 的 x_{id}^k 与 p_{id}^k 和 p_{gd}^k 相差较远时, 速度更新公式中的创新项较大, 使得 v_{id}^{k+1} 增大, 粒子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) 当粒子的趋同性使得 x_{id}^k 与 p_{id}^k 和 p_{gd}^k 基本相等时, 创新项中 ρ 的加入使得粒子速度等于 0 的可能性减小, 能够在一定程度上保持粒子多样性, 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有限, 且未增加算法的计算复杂度, 与目前的大多数混合 PSO 算法相比, 在计算时间和复杂度上均具优势; 5) 未增加新的需调整的参数.

4 算法评价与分析

4.1 测试函数及评价标准

PSO 算法常用的 5 个测试函数分别为: 单峰函数 f_1 (Sphere) 和 f_2 (Rosenbrock); 多峰函数 f_3 (Rastrigrin) 和 f_4 (Griewank), 且各函数的全局最优值皆为 0; f_5 (H_{01}) 为多目标优化函数, 并取两子函数的权重因子分别为 0.8 和 0.2.

表 1 给出了各函数的形式、初始值范围以及目标值 T_v . 算法收敛条件为当前算法获得的最优值小于

表 1 测试函数与取值情况

| 函数 | 形式 | 初值范围 | T_v |
|-------|---|-----------------|-------|
| f_1 | $\sum_{i=1}^n x_i^2$ | $[-1, 1]$ | 0.01 |
| f_2 | $\sum_{i=1}^{n-1} [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$ | $[-10, 10]$ | 100 |
| f_3 | $\sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$ | $[-5.12, 5.12]$ | 100 |
| f_4 | $\frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$ | $[-600, 600]$ | 0.1 |
| f_5 | $f_1 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2, f_2 = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - 2)^2$ | $[-10, 10]$ | 1 |

表 1 中所对应函数的目标值或达到最大进化代数.

本文中, 算法性能测试和比较的指标为以上 5 个函数的平均最优适应值 MV, 最优适应值的标准方差 Std, 平均达优率 SR 和平均计算时间 CT. 其中: SR 是指在多次独立运行某算法过程中, 达到设定收敛条件时的百分比; CT 是指在规定迭代次数中达到算法收敛条件平均花费的时间; MV 用来衡量算法的寻优质量和精度; Std 用来衡量算法的鲁棒性; SR 用来衡量算法的整体性能, 包括收敛速度和求解精度; CT 用来衡量算法的收敛速度.

4.2 算法比较与分析

Clerc 等人^[25]提出的加入收缩因子的 PSO(CPSO) 算法以及本文提出的 CTPSO 算法皆可看作是对标准 PSO 进化公式的改进, 因此可将标准 PSO 和 CPSO 作为 CTPSO 的比较对象; 同时, 将文献[12]中引入 EO 机制的 PSO 算法 (PSO-EO), 以及文献[26]中引入中心粒子的 PSO 算法 (CterPSO) 作为比较对象.

参数初始化情况为: 在 PSO, PSO-EO, CterPSO, CTPSO 算法中, $c_1 = c_2 = 1.4962$, $\omega_{\min} = 0.2$, $\omega_{\max} = 0.9$, ω 值皆采用文献[25]中的线性变化规律进行更新. CPSO 中收缩因子 $\chi = 0.729$, $c_1 = c_2 = 2$. 各算法中最大进化代数 MaxDT = 2000, 种群规模 $N = 30$, 维数 $D = 20$.

表 2 为 5 种算法独立运算 50 次后的性能比较结果. 其中: 粗体字为相同指标比较结果中的相对最优值; “/”表示在规定迭代次数内算法不收敛, 因此不统计 CT. 实验环境为 Inter Pentium Dual CPU 2.20 GHz, 内存 2.0 GB 兼容机, 编程语言为 Matlab R2009a.

分析表 2, 可得以下结论:

1) 由 MV 的比较结果可知, CTPSO 算法的优势较为明显, 与其他 4 种算法相比, CTPSO 算法对各函数的求解质量相对较高. 对于函数 f_1 , f_3 和 f_4 , 算法能够获得全局最优解; 对于函数 f_2 和 f_5 , CTPSO 算法求得的最优解质量比其他 4 种算法相对改善较多. 此外, PSO-EO 与 CterPSO 算法在 f_1 , f_3 和 f_5 函数上的求解质量略高于 PSO 和 CPSO 算法.

2) 由 Std 的比较结果可知, 对于 5 个测试函数而言, 与其他 4 种算法相比, CTPSO 算法的标准方差均较小, 从而说明了 CTPSO 算法的稳定性较好. 尤其对于函数 f_1 , f_3 和 f_4 , 标准方差皆为 0, 说明 50 次独立运算过程中, CTPSO 算法每次都能收敛于相同解 (全局最优解).

3) 由 SR 和 CT 的比较结果可知, PSO-EO 与 CterPSO 算法相对于 PSO 和 CPSO 算法略好, 但由于增加了极值优化机制和中心粒子的计算, 达到收敛条

表 2 算法性能比较结果

| 函数 | 算法 | MV | Std | SR | CT |
|-------|---------|-----------------|-----------------|----------|-----------------|
| f_1 | PSO | 5.323e-2 | 3.891e-2 | 0.04 | 5.474e-1 |
| | CPSO | 6.294e-2 | 4.628e-2 | 0 | / |
| | PSO-EO | 4.125e-2 | 2.880e-2 | 0.06 | 6.727e-1 |
| | CterPSO | 5.182e-2 | 3.424e-2 | 0.08 | 6.482e-1 |
| | CTPSO | 0 | 0 | 1 | 1.906e-2 |
| f_2 | PSO | 8.348e+2 | 9.229e+2 | 0 | / |
| | CPSO | 1.012e+3 | 8.473e+2 | 0 | / |
| | PSO-EO | 9.154e+2 | 1.123e+3 | 0.04 | 8.779e-1 |
| | CterPSO | 8.385e+2 | 9.265e+2 | 0.02 | 7.985e-1 |
| | CTPSO | 18.813 | 3.635e-2 | 1 | 2.156e-2 |
| f_3 | PSO | 64.273 | 15.223 | 0.98 | 6.441e-2 |
| | CPSO | 69.314 | 22.897 | 0.90 | 4.477e-2 |
| | PSO-EO | 61.665 | 18.992 | 0.94 | 1.214e-1 |
| | CterPSO | 59.253 | 13.693 | 0.98 | 1.096e-1 |
| | CTPSO | 0 | 0 | 1 | 2.343e-2 |
| f_4 | PSO | 5.462 | 2.887 | 0 | / |
| | CPSO | 6.249 | 3.883 | 0 | / |
| | PSO-EO | 6.475 | 4.378 | 0 | / |
| | CterPSO | 6.245 | 3.990 | 0 | / |
| | CTPSO | 0 | 0 | 1 | 1.428e-1 |
| f_5 | PSO | 6.681e-1 | 1.744e-1 | 0.94 | 6.142e-2 |
| | CPSO | 7.326e-1 | 2.367e-1 | 0.84 | 1.527e-1 |
| | PSO-EO | 6.320e-1 | 1.532e-1 | 0.96 | 7.484e-2 |
| | CterPSO | 6.593e-1 | 1.590e-1 | 0.96 | 9.109e-2 |
| | CTPSO | 3.606e-1 | 2.737e-4 | 1 | 9.062e-3 |

件的时间略长. 与其他 4 种算法相比, 对于 5 个测试函数, CTPSO 算法的 SR 值皆为 1, 即每次运算均能达到目标值, 说明 CTPSO 算法的整体性能较好. 从收敛时间上看, CTPSO 算法的 CT 值也相对较小, 从而说明其收敛速度较快.

图 2~图 6 分别为 5 种算法对各函数寻优搜索的进化曲线.

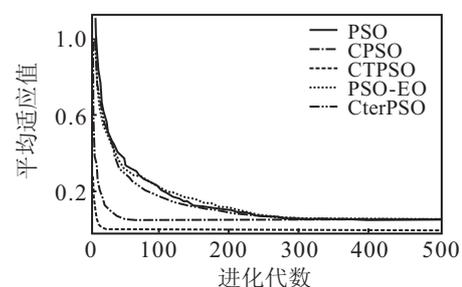


图 2 f_1 函数进化曲线

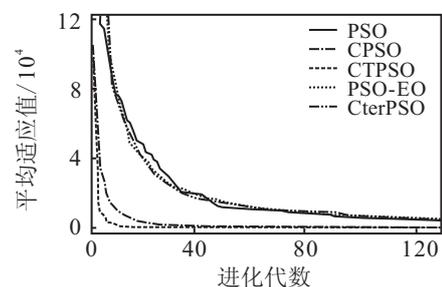
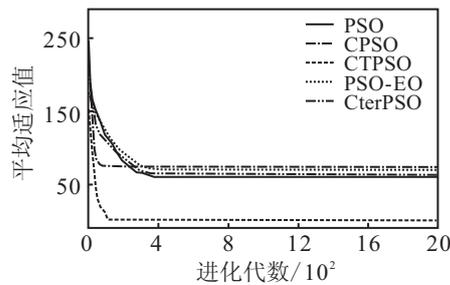
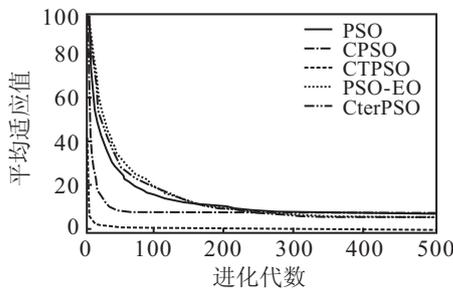
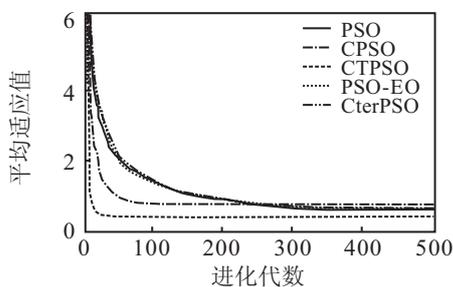


图 3 f_2 函数进化曲线

图 4 f_3 函数进化曲线图 5 f_4 函数进化曲线图 6 f_5 函数进化曲线

由图 2~图 6 可知,对于表 1 中的 5 个测试函数而言,CTPSO 算法的整体性能较为优越,能够在较短时间内逼近或搜索到全局最优解,体现了粒子个体增加创造性思维的优越性。

5 结 论

PSO 算法提出至今,其早熟收敛问题始终是众多学者关注的重点.本文从认知心理学角度剖析了 PSO 算法的基本原理,将创造性思维引入 PSO 算法,提出一种基于创造性思维的 PSO 算法(CTPSO).在常用标准测试函数上的运行结果表明,CTPSO 算法在全局优化质量、收敛速度和算法稳定性方面均具有较大优势.需要指出的是,CT 过程的算法化是一个开放问题,本文从一个全新的角度探讨了 PSO 算法.下一步工作重点将放在对创新位置公式的调整和实验,以及基于 CTPSO 算法求解约束优化问题上。

参考文献(References)

[1] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory[C]. Proc of the 6th Int Symposium on Micro Machine and Human Science. Piscataway: IEEE Service Center, 1995: 39-43.

[2] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]. IEEE Int Conf on Neural Networks. Perth: IEEE Press, 1995: 1942-1948.

[3] Cruz Jose B, Chen Genshe, Li Dongxu, et al. Particle swarm optimization for resource allocation in UAV cooperative control[C]. Proc of the AIAA Guidance, Navigation, and Control Conf and Exhibit. Barcelona: AIAA, 2004: 1-25.

[4] Yin P Y, Wang J Y. A particle swarm optimization approach to the nonlinear resource allocation problem[J]. Applied Mathematics and Computation, 2006, 183(1): 232-242.

[5] Zeng X P, Zhu Y L, Nan L, et al. Solving weapon-target assignment problem using discrete particle swarm optimization[C]. Proc of the 6th World Conf on Intelligent Control and Automation. Piscataway: IEEE Press, 2006: 3562-3565.

[6] Yin P Y, Yu S S, Wang P P, et al. A hybrid particle swarm optimization algorithm for optimal task assignments in distributed systems[J]. Computer Standards and Interfaces, 2006, 28(4): 441-450.

[7] Yin P Y, Yu S S, Wang P P, et al. Multi-objective task allocation in distributed computing systems by hybrid particle swarm optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 184(2): 407-420.

[8] Sabat Samrat L, Ali Layak, Udgata Siba K. Integrated learning particle swarm optimizer for global optimization[J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 574-584.

[9] Ali M M, Kaelo P. Improved particle swarm algorithms for global optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2008, 196(2): 578-593.

[10] 金义雄. 基于粒子群算法的输电网优化规划研究[D]. 上海: 上海交通大学研究生院, 2006. (Jin Y X. Optimal planning of power transmission network based on particle swarm optimization[D]. Shanghai: Graduate School of Shanghai Jiaotong University, 2006.)

[11] Shelokar P S, Siarry Patrick, Jayaraman V K, et al. Particle swarm and ant colony algorithms hybridized for improved continuous optimization[J]. Applied Mathematics and Computation, 2007, 188(1): 129-142.

[12] Chen M R, Li X, Zhang X, et al. A novel particle swarm optimizer hybridized with extremal optimization[J]. Applied Soft Computing, 2010, 10(2): 367-373.

[13] Angeline J P. Evolutionary optimization versus particle swarm optimization: Philosophy and performance differences[C]. Proc of the 7th Annual Conf on Evolutionary Programming. Berlin: Springer-Verlag, 1998: 601-610.

- [14] 罗飞, 林小兰, 许玉格, 等. 基于免疫粒子群混合优化算法的新型派梯策略[J]. 华南理工大学学报, 2008, 36 (8): 1-5.
(Luo F, Lin X L, Xu Y G, et al. New elevator dispatching strategy based on hybrid immune particle swarm optimization algorithm[J]. J of South China University of Technology, 2008, 36 (8): 1-5.)
- [15] 吕振肃, 侯志荣. 自适应变异的粒子群优化算法[J]. 电子学报, 2004, 32(3): 416-420.
(Lv Z S, Hou Z R. Particle swarm optimization with adaptive mutation[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(3): 416-420.)
- [16] Shi Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]. Proc of the IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1998: 303-308.
- [17] 王磊. 协同攻击任务规划认知演化计算研究[D]. 长沙: 国防科技大学研究生院, 2010.
(Wang L. Research on cognition evolutionary computation for mission planning of cooperative attacking[D]. Changsha: Graduate School, National University of Defense Technology, 2010.)
- [18] Wallas G. The art of thought[M]. New York: Harcourt, Brace and Company, 1926.
- [19] Finke R, Ward T, Smith S. Creative cognition: Theory, research and applications[M]. Cambridge: MIT Press, 1992.
- [20] Lawson B. How designers think[M]. Oxford: Architectural Press, 1997.
- [21] Santanen E, Briggs R, De Vreede G J. Toward an understanding of creative solution generation[C]. Proc of the 35th Annual Int Conf on System Sciences. Hawaii: IEEE Computer Society, 2002: 1-10.
- [22] Underwood G. Implicit cognition[M]. Oxford: Oxford University Press, 1996.
- [23] 谭可欣, 乌家培. 研发人员创造性思维的自组织机制[J]. 科学学研究, 2009, 27(8): 1137-1143.
(Tan K X, Wu J P. A research on self-organization mechanism of R&D personnel's creative thinking[J]. Studies in Science of Science, 2009, 27(8): 1137-1143.)
- [24] Karmiloff-Smith A. Beyond modularity: A developmental perspective on cognitive science[M]. Boston: MIT Press, 1999.
- [25] Clerc M. The swarm and the queen: Towards a deterministic and adaptive particle swarm optimization[C]. Proc of the Int Congress Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Press, 1999: 1951-1957.
- [26] Liu Y, Qin Z, Shi Z W, et al. Center particle swarm optimization[J]. Neurocomputing, 2007, 70(4-6): 672-679.

(上接第1180页)

- [12] Ciaran O Conaire, Michael Blighe, Noel E Oconno. Sense cam image localisation using hierarchical SURF trees[M]. Berlin: Springer-Verlag, 2009: 15-26.
- [13] Zhang Zhanyu, Huang Yalou, Li Chao, et al. Monocular vision simultaneous localization and mapping using SURF[C]. World Congress on Intelligent Control and Automation. Chongqing, 2008: 1651-1656.
- [14] Takacs G, Chandrasekhar V, Gelfand N, et al. Outdoors augmented reality on mobile phone using loxel-based visual feature organization[C]. Proc of the 1st ACM Int Conf on Multimedia Information Retrieval. New York, 2008: 427-434.
- [15] Agrawal M, Konolige K. CenSurE: Center surround extremas for realtime feature detection and matching[C]. Proc of 10th European Conf on Computer Vision. Marseille, 2008: 102-115.
- [16] Morisset B, Rusu R B, Sundaresan A, et al. Leaving flatland: Toward real-time 3D navigation[C]. IEEE Int Conf of Robotics and Automation. Kobe, 2009: 3786-3793.
- [17] Konolige K, Bowman J, Chen J D, et al. View-based maps[C]. Proc of Robotics Science and Systems. Seattle, 2009: 153-160.
- [18] Ebrahimi M, Mayol-Cuevas W W. SUSurE: Speeded up surround extrema feature detector and descriptor for realtime applications[C]. IEEE Computer Society Conf on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. Miami, 2009: 9-14.
- [19] Xie Hua, Pierce L E, Ulaby F T. SAR speckle reduction using wavelet denoising and Markov random field modeling[J]. IEEE Trans on Geosciences and Remote Sensing, 2002, 10(4): 2196-2211.
- [20] Alexander Strehl, Joydeep Ghosh, Raymond J Mooney. Impact of similarity measures on web-page clustering[C]. Proc of AAAI Workshop on AI for Web Search. Austin, 2000: 58-64.
- [21] Ni K, Jin H, Dellaert F. GroupSAC: Efficient consensus in the presence of groupings[C]. Proc of the 12th Int Conf on Computer Vision. Kyoto, 2009: 2193-2200.
- [22] Chum O, Matas J. Matching with PROSAC-progressive sample consensus[C]. Proc of Conf on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, 2005: 220-226.
- [23] Brown M, Lowe D G. Invariant features from interest point groups[C]. British Machine Vision Conf. Cardiff, 2002: 656-665.