

新型多群体协同进化粒子群优化算法

牛奔, 李丽, 楚湘华

NIU Ben, LI Li, CHU Xiang-hua

深圳大学 管理学院, 广东 深圳 518060

School of Management, Shenzhen University, Shenzhen, Guangdong 518060, China

E-mail: Dmiuben@gmail.com

NIU Ben, LI Li, CHU Xiang-hua. Novel multi-swarm cooperative particle swarm optimization. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(3): 28-29.

Abstract: In original MCPSO, there is no information sharing among slave swarms except that the information of the best performing particle is broadcasted to the master swarm. To deal with this issue an improved MCPSO with Center Communication (MCPSO-CC) is proposed, where a center communication strategy is used to transfer the information among all the sub-swarms and accelerate the convergence. Experimental results show that MCPSO-CC achieves not only better solutions but also faster convergence.

Key words: Multi-swarm Cooperative Particle Swarm Optimizer (MCPSO); Particle Swarm Optimization (PSO); center communication

摘要: 在基本的 MCPSO 算法中除了主群与从群的信息交流, 从群之间没有信息交流。为了解决这一问题, 提出了一种具有中心交流机制的改进 MCPSO 算法, 该策略可以实现各个从群之间的信息交流, 从而加快算法收敛。仿真实验结果表明改进后的算法具有较好的求解精度和较快的收敛速度。

关键词: 多群体协同进化粒子群算法; 粒子群算法; 中心交流

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.03.007 文章编号: 1002-8331(2009)03-0028-02 文献标识码: A 中图分类号: TP301

1 引言

粒子群算法(PSO)的产生来源于对简化的社会模型模拟, 自 Eberhart 和 Kennedy^[1]于 1995 年提出 PSO 算法以来, 因为其算法简单、易实现、收敛速度快, 得到了广泛关注。在优化初期 PSO 算法的收敛速度较快, 但是随着优化过程的继续, 在搜索后期易陷入局部最优。针对这一问题, 学者们给出了各种各样的改进^[2-4]。

基于生物学中的共生现象, 文献[5]提出了一种改进的 PSO 算法—多群体协同进化粒子群算法(Multi-swarm Cooperative Particle Swarm Optimizer, MCPSO), 该算法将种群均分成若干子群, 利用一个主从式的结构来模拟各子群间的共生关系, 通过主从群体间的信息传递, 在一定程度上避免了个体信息误判造成的陷入局部最优的危险。为了进一步的提高 MCPSO 算法的性能, 提出了基于中心交流的 MCPSO 算法(MCPSO-CC), 利用由迄今为止所有子群发现的最好粒子的平均位置确定的中心粒子的指引来实现所有群体的信息交流, 避免了在基本 MCPSO 中信息交流只限于主群与从群, 而在从群之间没有信息交流的缺点。

2 PSO 算法

假设第 i 个粒子在 D 维空间中位置表示为 $x_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots,$

$x_{iD})$, 速度表示为 $v_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ 。那么, 粒子的位置与速度将根据下面的公式变化:

$$v_i(t+1)=v_i(t)+r_1c_1(P_i-x_i(t))+r_2c_2(P_g-x_i(t)) \quad (1)$$

$$x_i(t+1)=x_i(t)+v_i(t) \quad (2)$$

其中 r_1 和 r_2 是 0, 1 之间的随机数, c_1 和 c_2 为加速常数, 表示粒子受社会认知和个体认知的影响程度。 p_i 是第 i 个粒子当前的最好位置, p_g 为目前为止整个群发现的最好位置。

3 MCPSO 算法

多群体协同进化粒子群算法启发于自然界中的共生现象。在该模型中, 用一种主(Master)-从(Slave)式的结构来表示共生群体之间的关系。每一个从群在迭代过程中执行标准的 PSO 算法或其改进算法独立进化。在所有从群进行下一步状态更新之前, 它们把目前为止发现的最好个体信息发送给某一主群, 此主群然后根据这些最好个体的经验及其它主群中最好个体的经验进行状态的更新, 更新方程如下:

$$v_{id}^M=v_{id}^M+c_1r_1(p_{id}^M-x_{id}^M)+c_2r_2(p_g^M-x_{id}^M)+\phi c_3r_3(p_g^Q-x_{id}^M) \quad (3)$$

$$x_i(t+1)=x_i(t)+v_i(t) \quad (4)$$

其中, M 表示主群, Q 表示除自身之外的其它共生从群, c_3 为学

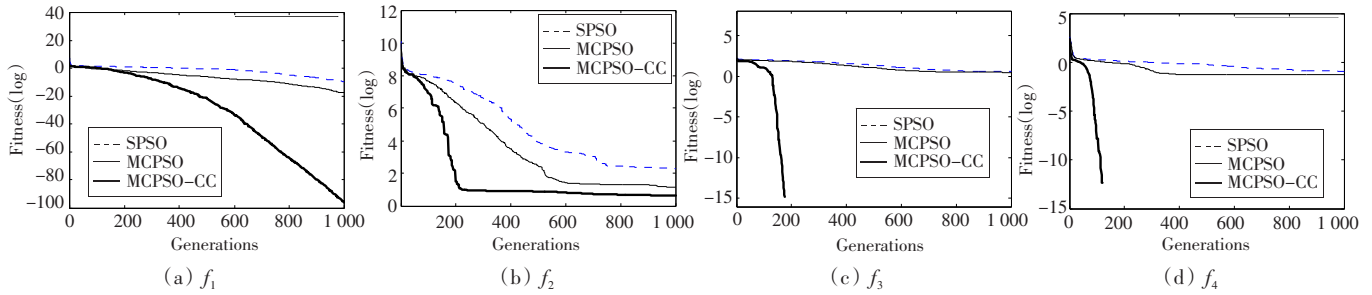


图1 收敛曲线

习因子,通常取 2.0, r_3 是(0,1)之间的随机数, $\hat{\phi}$ 是迁移因子通常取(0,1)。

在 MCPSO 算法中, 单独个体表现出的缺陷可通过其它共生群体的若干其它个体交互作用得到补偿。避免了单一信息交流引起的误判。此外 MCPSO 中的主-从式结构有效的保证了算法的开发-探测能力平衡。

4 基于中心交流的 MCPSO 算法

从公式(6)中可以看出, MCPSO 在搜索过程中粒子会涌向自身群体及各子群中发现的最好粒子定位的地方。虽然通过从群中粒子独立的搜索可以扩大整个种群的多样性, 但是这样搜索的速度会因此降低。另一方面在基本的 MCPSO 算法中从群之间没有信息的交流, 这样也会降低算法的收敛速度。

为了解决这些问题, 提出了 MCPSO-CC 算法。将种群被分为若干个子群, 主群和从群都赋予相同的属性, 所有子群的信息交流来自一种中心交流机制, 通过整个子群中位于中心的粒子来指引所有的粒子的进化, 该中心粒子的位置通过平均所有的子群目前发现的最好平均位置来实现。在求解过程中, 整个群体中的粒子轨迹通过自身的经验, 子群的经验 and 子群中中心粒子的经验来调整。通过这种方法, 搜索的信息可以实现在各个子群中传递, 从而加快算法收敛速度。

为了实现上述机制, 将公式基本的 MCPSO 速度更新公式改变为:

$$v_i^n(t+1) = wv_i^n(t) + r_1c_1(p_i^n - x_i^n(t)) + r_2c_2(p_g^n - x_i^n(t)) + r_3c_3(p_c^n - x_i^n(t)) \quad (5)$$

其中 p_i^n 和 p_g^n 分别表示粒子 i 到目前为至自己及群体 n 发现的最好位置。是所有子群的中心位置。 p_c^n 当 N 个子群独立更新完他们的速度和位置之后中, 每个子群中的最好位置便被确定, 中心粒子的位置通过下式确定:

$$P_c^n(t+1) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N p_g^n(t) \quad (6)$$

其中, $n=1, 2, \dots, N$, 与其它粒子不同, 中心粒子没有速度。

5 实验研究

本文拟采用 4 个经典的测试函数对算法的性能进行实验研究。它们分别为:

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^D x_i^2$$

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^D 100 \times (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (1 - x_i)^2$$

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^D (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$$

$$f_4(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^D x_i^2 - \prod_{i=1}^D \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$$

为了证明所提的算法的有效性, 将其与 SPSO 和 MCPSO 算法进行了比较。测试函数的维数取 30, SPSO 算法中种群规模取 80, 对于 MCPSO 和 MCPSO-CC 算法, 设子群数为 4, 每个子群的大小为 20。其它参数的设置的见表 1。

表 1 参数设置

	SPSO	MCPSO	MCPSO-CC
w	0.9 to 0.4	0.9 to 0.6	0.9 to 0.6
c_1	2.0	2.05	1.367
c_2	2.0	2.05	1.367
c_3	-	0.80	1.367

表 2 列出了 3 种算法在 4 个典型测试中的实验结果。

表 2 实验结果

		SPSO	MCPSO	MCPSO-C
f_1	Mean	7.43e-028	2.79e-017	1.56e-196
	Std	7.06e-028	6.07e-017	0
f_2	Mean	491.269 6	57.905 2	4.514 0
	Std	752.937 9	69.013 1	1.994 3
f_3	Mean	3.496 8	3.007 1	2.70e-015
	Std	1.528 6	1.025 3	8.54e-015
f_4	Mean	0.125 4	0.058 5	0.016 3
	Std	0.062 4	4.47e-013	9.95e-013

从表 2 中可以清楚的看出 MCPSO-CC 算法获得的平均最好适应值要好于 MCPSO 和 SPSO, 并且在 50 次重复实验中 MCPSO-CC 获得了最小的标准方差, 说明本文算法有着较好的稳健性。图 1 给出了 3 种算法在 1000 次迭代过程中的收敛曲线。从图中很明显的看出 MCPSO-CC 算法有着较快的收敛速度和求解质量, 由此是对于两个复杂的多峰函数 f_3 和 f_4 , 当 MCPSO 和 SPSO 停滞不前进缓慢时, MCPSO-CC 却能持续进化获得满意解。

6 结论

提出一种基于中心交流机制的多群体协同粒子群优化算法。该算法通过引入一个由各子群迄今为至发现的最好粒子平均位置确定的中心粒子实现了在 MCPSO 算法中各个子群的信息交流, 避免了由于单一信息交流引起的信息误判, 加快了算法的收敛速度。与 SPSO 和 MCPSO 相比表现出了优异的性能,