多种群协同进化的微粒群算法

王元元， 曾建潮， 谭 瑛
(太原科技大学 系统仿真与计算机应用研究所，山西 太原 030024)

摘 要：在对标准微粒群算法分析的基础上，提出了一种多种群协同进化的微粒群算法。它将整个种群分解为多个子种群，各子种群独立进化，周期性地更新共享信息。其中采用了两种不同的更新策略，并对这两种不同的方法进行详细地分析和比较。实验结果表明，合适地更新周期能提高算法的收敛性和最优性。

关键词：微粒群算法；多种群；周期性；协同进化；更新策略
中图法分类号：TP301.6 **文献标识码**：A **文章编号**：1000-7024 (2007) 15-3661-04

Cooperative evolutionary particle swarm optimization algorithm with multi-populations

WANG Yuan-yuan, ZENG Jian-chao, TAN Ying
(Institute of System Simulation and Computer Application, Taiyuan University of Science and Technology, Taiyuan 030024, China)

Abstract: A new particle swarm optimizer (PSO), called the cooperative evolutionary PSO with multi-populations, is presented based on the analysis of the standard PSO. The whole group is divided into several sub-groups. Every subgroup evolved independently and updated sharing information periodically. Two different updating strategies are adopted and the two methods are analyzed in detail. The experimental results show that the properly communication period can greatly improve the convergence.

Key words: PSO; multi-populations; periodicity; cooperative evolutionary; updating strategy

0 引 言

微粒群算法(PSO)是由 Kennedy 和 Eberhart 等于 1995 年开发的一种演化计算技术，来源于对一个简化社会模型的模拟[1-2]。由于 PSO 算法概念简单，实现容易，短短几年时间便获得了很大的发展。目前已被“国际演化计算会议”(CEC)列为讨论之一。微粒群优化算法的研究与应用近年来十分活跃，并在诸如：函数优化、神经网络训练、工业系统优化与控制等[3]方面得到了应用。目前，已有一些对多种群协同进化的研究，他们采用不同的协同策略提高算法性能。文献[4]提出了两层结构，底层用多个粒子群相互独立地搜索解空间以扩大搜索范围，上层用一个粒子群追逐当前全局最好解以加快算法收敛，并在文中提出了扰动策略。该算法性能很好，摆脱了局部最优，加快了收敛。文献[5]提出了一种混合微粒群算法，算法中引入了多种群和遗传算法中繁殖的概念。实验中将混合微粒群分为 2 个，4 个，6 个子种群，对实验结果进行详细地对比和分析，表明该算法极大地提高了算法的收敛性能。文献[6]提出了并行协同粒子群算法，为电网规划提供了更优的可行搜索方向，提高算法收敛速度。文献[7]引入种群和移民的思想，提出了一种基于多种群的并行 PSO 算法。数值仿真证明了该算法的有效性。

本文研究多种群协同进化的微粒群算法。首先介绍了多种群协同进化的概念，然后给出了一种多种群协同进化的微粒群算法。即把整个粒子群分解为若干个子种群，各个子种群之间采用不同的更新策略周期性地进行信息更新，共同寻求最优解。通过实验结果显示的数据表明：子种群之间的更新周期对函数的收敛性和最优性均有一定的影响。

1 多种群协同进化

多种群协同进化改变传统的用一个种群在解空间中搜索最优解的方式，它将整个种群分解为几个子种群，协同进化。所谓的协同进化，是指将解空间中的群体划分为若干子群体，每个子群体代表求解问题的一个子目标，所有子群体在独立进化的同时，基于信息迁移与知识共享，共同进化[8]。

协同进化算法中最常见的协同模型是“孤岛模型”与“邻域模型”。在这两种模型中，直接将群体中的个体划分为若干子群体，每一子群体代表解空间中的一个子区域(子空间)，其中的每一个体均代表问题一个解。所有子群体并行展开局部搜索，

收稿日期：2006-08-11 E-mail：yuanyuan5219@163.com
基金项目：教育部重点科研基金项目(204018)。
作者简介：王元元(1981－)，女，山西阳泉人，硕士研究生，研究方向为群体智能计算、并行计算；曾建潮(1963－)，男，博士，教授，博士生导师，研究方向为智能控制、进化计算及系统建模与仿真；谭瑛(1965－)，女，硕士，教授，研究方向为系统集成与信息管理和数据库理论与应用。

所搜索到的优良个体将在不同子群体间进行迁移,作为共享信息指导进化的进行,从而有效提高算法的全局收敛效率。

2 多种群协同进化的微粒群算法

在标准PSO算法的进化过程中,每一代均更新信息,即更新个体的历史最好位置和群体的历史最好位置。这样就没有充分利用当前所搜索到的最好位置,一旦粒子位置陷入局部最好值,算法将无法继续进化,从而影响PSO算法的全局收敛性。可以设想,如果不再是每隔一代就更新信息,而是粒子每独立地进化到一定代数,周期性地更新全局最好值,这样既可以充分利用已搜索到的历史最好位置进行搜索,也利用周期性的共享全局最好位置搜索到最好值,以此改善PSO算法的收敛性。本文基于上述思想,提出了多种群协同进化的PSO算法。将整个种群分解为若干个子种群,各个子种群独立地用标准PSO进化,达到周期时,更新全局最好位置。这样,各个子种群既能充分地在子种群内部不断地搜索,不会迷失自己的寻优方向,又能利用周期性地共享全局最好位置促使粒子找到最好值。同时,分解为多个子种群有维持种群多样性的能力,从而有可能抑制早熟现象的发生。

前面提到了在协同进化算法中有几种常见的模型。不同的协同模型,对应有不同的协同策略。本文提出的两种更新策略是基于两种不同的协同模型,从而形成了两种不同的协同进化PSO算法。CEPSO1的本质是孤岛模型,CEPSO2则类似于领域模型,如图1和图2所示。现将这两种方法介绍如下:

将整个种群N个粒子分解为M个子种群,每个子种群有P=int(N/M)(P>1)个粒子,其中int()为取整函数。当N不能被M整除时,将剩余的粒子随机分配。

CEPSO1:初始化整个种群之后,分解为M个子种群,它们都共享初始最好位置及对应的最好值,分别独立地用标准PSO算法开始进化,不断的更新子种群内各个粒子的位置和速度。当进化到第R代(R为更新周期)更新共享信息。将M个子种群的当前最好值(Pg_i)(i=1,2,3,…M)做比较,得出其中的最好值作为当前的全局最好值(PG)。各个子种群共享该信息继续进化。算法循环进化,每隔R代更新共享信息,直到达到最大进化代数。

分析算法CEPSO1,各个子种群先充分利用自身搜索到最好位置和子种群内的当前最好值不断地进化,达到周期时,共享全局最好值(PG)。接着按照PG的引导,各个子种群内部的所有粒子朝最好位置飞去,直到找到最好值停止进化。这样,各个子种群既能充分利用自身的值进行搜索,不会迷失自己的方向,又能周期共享最好位置的引导,达到最好位置。当R=1时,其实质就是标准PSO算法。当R取大于最大进化代数,即各个子种群独立地各自进化,由于没有全局最好值的引导,算法很难收敛。因此更新周期的大小直接影响到算法的性能。算法CEPSO1中,要等到所有的子种群全部达到周期时,进行比较,得出此时的全局最好值作为共享信息。在下面介绍的算法CEPSO2采用另一种更新信息的方法。

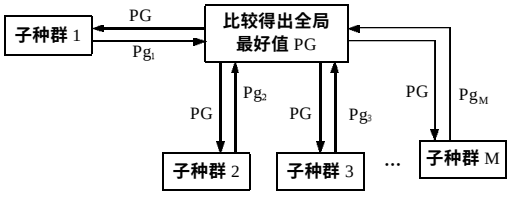

图1 CEPSO1的协同策略

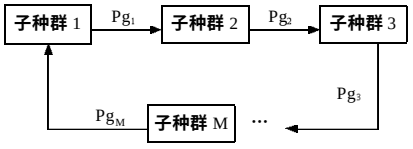

图2 CEPSO2的协同策略

CEPSO2:各子种群依次进化。每个子种群内部都用标准PSO算法进化,不断更新子种群内部粒子的速度和位置。当进化到第R代时(R为更新周期),第一个子种群将其当前的最好值Pg_1传给第二个子种群。第二个子种群依据Pg_1进化,达到周期时,将它的当前最好值Pg_2传给第三个子种群,依次类推。最后一个子种群将Pg_M传回给第一个子种群。每次各个子种群得出该种群内的当前最好位置,传递给下一个相邻的子种群的同时判断Pg_i(i=1,2,3,…M)是否满足精度,若满足则停止,否则继续进化。各个子种群每隔R代,相邻的两个子种群之间进行信息交换。循环进化,直到算法终止。

分析算法CEPSO2,由于各个种群是依次进化,当第一个子种群进化到R代时,将Pg_1传给第二个种群,第二个种群则直接依据Pg_1进化,达到周期时,用当前的Pg_2引导后面的子种群进化,依次进行下去。这样每个子种群进化时,与它相邻的前一个子种群总会直接给它一个当前的较好位置引导它的进化。在这样的引导之下,各个子种群内的粒子飞行方向就能很快地改变,朝着最好位置飞去。与CEPSO1相比能够极大地提高算法的收敛速度。这一点在后面的实验中也得到了证实。

3 实例仿真

实验中设置总种群数目N=30,分为M=5个子种群,各个子种群有P=30/5=6个粒子。通过4个标准测试函数对改进后的算法进行了验证。由于PSO算法的随机性,对各个函数分别进行50次运算。

3.1 测试函数

F1: sphere 函数

$$f_1(x)=\sum_{i=1}^{n}x_i^2 \qquad -100\le x_i\le 100$$

F2:Griewank 函数

$$f_2(x)=\sum_{i=1}^{n}x_i^2/4000-\prod_{i=1}^{n}\cos(x_i/\sqrt{i})+1\ n \qquad -10\le x_i\le 10$$

F3:Ackley 函数

$$f_3(x)=-20\exp\left(-0.2\sqrt{1/n\sum_{i=1}^{n}x_i^2}\right)-\exp\left(1/n\sum_{i=1}^{n}\cos(2\pi x_i)\right)+20+e$$

$$-30\le x_i\le 30$$

F4:Schwefel's problem 2.22 函数

$$f_4(x)=\sum_{i=1}^{i=n}|x_i|+\prod_{i=1}^{i=n}|x_i| \qquad -10\le x_i\le 10$$

3.2 实验结果及其分析

(1)Sphere函数:D=100,进化5000代,精度0.001,如表1及

图 3 所示。

(2)Griewank 函数 :D=100,进化 2000 代,精度 0.01,如表 2 及图 4 所示。

(3)Ackley 函数 :D=50 方法 1 进化 3000 代,方法 2 进化 2000 代,精度 0.01,如表 3 及图 5 所示。

(4)Schwefel's problem 2.22 函数 :D=100,进化 5000 代,精度

表 1 函数 f1 的测试结果

方法	达优次数		
标准 PSO	0		
	更新周期(R)	CEPSO1 达优次数	CEPSO2 达优次数
	1	0	31
	2	0	11
	5	0	21
	12	4	43
	20	30	48
	30	41	50
	50	42	50
	100	1	50
	200	0	0

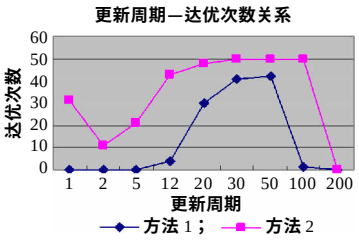

图 3 Sphere 函数

表 2 函数 f2 的测试结果

方法	达优次数		
标准 PSO	5		
	更新周期(R)	CEPSO1 达优次数	CEPSO2 达优次数
	1	5	27
	2	11	24
	5	18	21
	10	26	36
	20	36	35
	30	38	41
	50	36	39
	100	34	34
	200	0	0

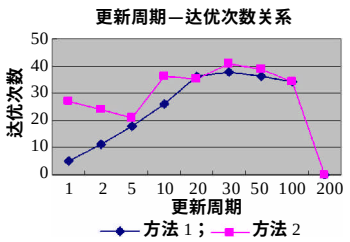

图 4 Griewank 函数

表 3 函数 f3 的测试结果

方法	达优次数		
标准 PSO	0		
	更新周期(R)	CEPSO1 达优次数	CEPSO2 达优次数
	1	0	25
	2	0	20
	5	0	26
	10	3	22
	20	4	35
	30	7	29
	50	7	30
	100	5	20
	200	0	0

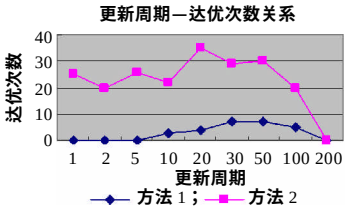

图 5 Ackley 函数

0.01,如表 4 及图 6 所示。

分析实验数据,对于方法 1,当 R=1,即每相隔一代进行更新,收敛效果和标准微粒群算法一致。这个实验结果和理论分析相吻合。对 100 维的 Sphere 函数,标准 PSO 方法不收敛;使用方法 1,当 R 选取为 50 代时,提高到收敛 42 次;使用方法 2,当 R 选取为 30 代,50 代,100 代时,达到了 50 次全部收敛。对 100 维的 Griewank 函数,标准 PSO 方法收敛 5 次;使用方法

表 4 函数 f4 的测试结果

方法	达优次数		
标准 PSO	0		
	更新周期(R)	CEPSO1 达优次数	CEPSO2 达优次数
	1	0	8
	2	0	0
	5	3	13
	10	9	30
	20	28	42
	30	33	44
	50	37	39
	100	33	45
	200	0	0

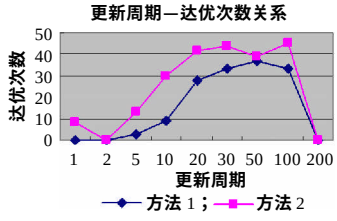

图 6 Schwefel's problem 函数

1，当 R 选取为 30 代时，达到收敛 38 次；使用方法 2，当 R 选取为 50 代时，达到收敛 39 次。都提高了近似 8 倍。对 100 维的 Schwefel's problem 函数，标准 PSO 方法收敛 0 次；使用方法 1，当 R 选取为 50 代时，达到收敛 37 次；使用方法 2，当 R 选取为 30 代，100 代时，达到收敛 44 次，45 次。

总体上从各个周期对应的收敛次数看出方法 2 要优于方法 1。曲线图也清楚地体现出这点。Ackley 函数体现的很明显。对该函数，标准 PSO 方法不收敛；使用方法 1，当 R 选取最合适为 50 代时，达到收敛 7 次；使用方法 2，达到收敛 30 次。

从实验结果中得出了重要结论：更新周期对收敛情况有一定的影响。若周期选取的小，则子种群之间的信息交流次数增多，需要的更新时间长。若周期选取的太大，共享信息得不到及时地更新，影响算法的收敛。当周期选取合适时，能很好地改善算法的收敛性。

4 结束语

本文通过大量的实验表明了多个种群之间的更新周期对算法的收敛性有很大程度的影响。当周期选取的合适时，算法的收敛性会大幅度提高。多种群之间的协同进化是采用不同的协同策略改进算法性能，却很难很好地解决大规模问题。然而并行计算因能够充分地缩减大规模工程问题求解的时间需求得到广泛应用，比如遗传算法、模拟退火等优化方法都已被成功并行化应用到了复杂问题的优化上。综上，可以将协同优化同并行计算联系起来，充分利用两者的优点。不仅能够提高算法的运算速度，解决大规模的问题，而且能极大的改善其求解性能。

参考文献：

[1] 谢晓锋，张文俊，杨之廉. 微粒群算法综述 [J]. 控制与决策，2003,18(2):129-134.

[2] Shi Yuhui, Eberhart R. Fuzzy adaptive particle swarm optimization[C]. Seoul: Proc IEEE Int Conf on Evolutionary Camputation, 2001:101-106.

[3] Sugihara Kazutomi, Hideo Tanaka. Interval evaluation in the analytic hierarchy process by possibility analysis[J]. Computational Intelligence, 2001,17(3):567-579.

[4] 李爱国.多粒子群协同优化[J].复旦学报,2004,43(5):923-925.

[5] Lovbjerg M, Rasmussen T K, Krink T. Hybrid particle swarm optimizer with breeding and subpopulations[C]. Proceedings of the Genetic and Evolutionary Computation Conference. San Fransisco: Morgan Kaufmann Publishers Inc, 2001:469-476.

[6] 金义雄,程浩忠,严健勇,等.基于并行协同粒子群算法的多阶段电网规划[J].中国电机工程学报,2005,25(25):49-53.

[7] 赵勇,岳继光,李炳宇,等.一种新的求解复杂函数优化问题的并行粒子群算法[J].计算机工程与应用,2005,41(16):58-60.

[8] 曾建潮,介静,崔志华.微粒群算法[M].北京:科学出版社,2004.

(上接第 3646 页)

由下式可得二期预测值

$$\hat{Y}_{t+2}=\phi_1 Y_{t+1}+\phi_2 Y_t+\cdots+\phi_p Y_{t-p+2}-\theta_2 u_t-\theta_3 u_{t-1}-\cdots-\theta_q u_{t-q+2}$$

$$\hat{Y}_{47+2}=\phi_1 Y_{47+1}+\phi_2 Y_{47}=0.755\times(-0.967)+0.156\times(-0.82)=-0.858$$

由下式的预测通式不难算出 3 期的预测值

$$\hat{Y}_{t+k}=\phi_1 Y_{t+k-1}+\cdots+\phi_p Y_{t+k-p}-\theta_k u_t-\theta_{k+1} u_{t-1}-\cdots-\theta_q u_{t-q+k}$$

$$\hat{Y}_{47+3}=\phi_1 \hat{Y}_{47+2}+\phi_2 \hat{Y}_{47+1}$$

$$=0.755\times(-0.858)+0.156\times(-0.967)$$

$$=-0.798$$

把以上几个预测值同表 1 的实际值对照可以看出，预测误差随预测期的延长而有增多趋势，这是比较常见的情况，因为用预测值进行再预测，有可能引起误差的累积。所以要提高预测精度，可不断采用新的实测数据，作逐期滚筒式预测。表 2 是 1、2、3 期预测同实测数的对照表。

因为我们用表 1 的样本建立的 AR(2)模型，是对距其平均收入额的离差进行预测，所以在实际预报收入额时还要加上月平均收入额。实际预测如下

第 51 个月的收入额的预测值

=0.755× 0.68+0.156× 0.08+57.43

=57.96(万元)

3 结束语

本文主要介绍了时间序列算法与多层次分布式智能决策系统。在该系统采用的随机时序线性预测方法中，介绍了博克思——詹金斯预测方法，该方法特别适合于处理复杂时间序列以及其它存在多种形态的预测情况。这种方法比较完善，预测精确度高，但它需要历史数据较多，计算量大，成本较高。而模型一旦建立之后，能在较长时间内以递推方式反复使用。

表 2 1、2、3 期预测同实测数的对照

t	46	47	48	49	50
实测值 Y_t	−2.23	−0.82	−0.24	0.08	0.68
一期预测值 $\hat{Y}_{t+1}$			−0.967	−0.309	0.02
二期预测值 $\hat{Y}_{t+2}$				−0.858	−0.271
三期预测值 $\hat{Y}_{t+3}$					−0.798

参考文献：

[1] 张保稳.时间序列数据挖掘研究[D].西安:西北工业大学,2002.

[2] 田金方.一类经济时间序列分析模型及其应用[D].济南:山东经济学院,2003.

[3] 周雄鹏.统计预测和决策[M].上海:立信会计出版社,1989.

[4] 郑飞.区域经济可持续发展的控制方法及其应用[D].上海:东华大学,1999.

[5] 高玉峰,王亚芬.智能化模型生成问题的研究[J].管理工程学报,1996,10(4):201-208.

[6] 王宗军.决策支持系统的基本结构及其研究进展[J].大自然探索,1994,13(1):73-80.