

# 动态环境下粒子分群与种群多样性的关系研究

段晓东<sup>1,2</sup> 徐 平<sup>1,2</sup> 王存睿<sup>2</sup> 刘向东<sup>2</sup> 张庆灵<sup>1</sup>

(东北大学系统科学研究所 沈阳 110004)<sup>1</sup> (大连民族学院非线性信息技术研究所 大连 116600)<sup>2</sup>

**摘 要** 如何构建策略解决动态优化问题一直是智能计算研究的重点。采用种群熵来刻画粒子群算法中群体的多样性,在由 DF1(Dynamic Function 1)生成的动态环境下分析了 4 种不同粒子群方法中群体的多样性以及对动态目标点的跟踪效果。实验结果表明,动态环境下,群体多样性保持能够影响算法的跟踪效果。可以通过调整分群比例来改变群体的多样性,进而在不同的动态环境下采取不同比例的分群策略以达到较好的跟踪效果。

**关键词** 群智能,粒子群优化,种群熵,动态优化

**中图法分类号** TP183 **文献标识码** A

## Relations between Particle Division and Population Diversity under Dynamic Environment

DUAN Xiao-dong<sup>1,2</sup> XU Ping<sup>1,2</sup> WANG Cun-rui<sup>2</sup> LIU Xiang-dong<sup>2</sup> ZHANG Qing-ling<sup>1</sup>

(Institute of System Science, Northeastern University, Shenyang 110004, China)<sup>1</sup>

(Institute of Non-Linear Information Technology, Dalian Nationalities University, Dalian 116600, China)<sup>2</sup>

**Abstract** This article adopted population entropy to portray the diversity of population, analyzed four different algorithms' diversity of population and the effect of tracking dynamic target. The test result indicated that, under dynamic environment, the diversity of population maintaining can affect the tracking result. The diversity of population can be changed by adjusting the division proportion to the different dynamic environments. Different division proportion can be adopted to get better performance.

**Keywords** Swarm intelligence, Particle swarm optimization, Population entropy, Dynamic optimization

## 1 问题背景

粒子群算法(Particle Swarm Optimization, 简记为 PSO)是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种新的群体智能算法。从出现至今, PSO 方法一直被认为是处理静态优化问题的一种非常有效的方法<sup>[1,2]</sup>。近年来,很多学者也开始关注动态优化问题。Eberhart 将基本 PSO 方法应用于动态环境下<sup>[2]</sup>,对多维的 sphere 函数进行了研究。当目标点线性移动,且移动步长设定为搜索范围的 0.2% 和 1% 时,基本 PSO 方法对动态目标点能进行有效的跟踪。但是,当目标点的变化幅度较大时,目标点跳离了粒子原来的聚集区域,粒子较难再次跟踪到目标点。这就需要在环境发生变化时,粒子群在搜索空间内要保持较好的多样性,进而将相关粒子引向新的跟踪目标。

R. C. Eberhart 给出了将部分粒子在搜索空间内随机初始化来达到保持群体多样性的方法<sup>[3]</sup>。Blackwell 给出了保持群体多样性的另一种方法——AutomicSwarm 方法<sup>[4]</sup>。该方法采用分群思想,在种群中设定一部分个体为 charged 个体,每个个体都被赋予一个量级指标  $Q$ , 粒子之间的作用方式类似于正电荷之间的作用方式,即当两个粒子的距离在一定

范围内时,粒子之间存在着互相排斥的“力”。这样, charged 个体运动轨迹始终发散,这部分粒子分散在搜索空间内,保持了群体的多样性,使算法有很好的全局探测能力。文献[5]给出的有分工策略的粒子群方法(PSO with Division of Work, 简记为 PSOWDOW)也采用了分群思想,将群体分为群核、Near-核和 Far-核三个子群。通过对群核中粒子采用进化规划(Evolutionary Programming, 简记为 EP)思想进行变异,保证了群体有较强的局部搜索能力,提高了收敛精度;Near-核中的粒子负责最优点邻域内的充分搜索;而 Far-核中的粒子运动轨迹是发散的,这部分粒子保持了群体的多样性,在搜索空间内寻找新的跟踪目标,保证了算法的全局搜索能力。文献[6]给出了动态环境下一种改进的粒子群方法(Improved Particle Swarm Optimization, 简记为 IPSO),并对基本 PSO 方法、AutomicSwarm 方法、PSOWDOW 方法及 IPSO 方法对动态目标点的跟踪效果进行了分析。那么在动态环境下种群多样性的保持与目标点跟踪效果的关系究竟如何呢?针对这一问题,本文进行了进一步的研究。

## 2 种群多样性的度量

**定义 1** 若第  $t$  代种群有  $Q$  个子集:  $S_{t1}, S_{t2}, \dots, S_{tQ}$ , 各个

到稿日期:2008-04-16 本文受国家自然科学基金(60573124),辽宁省自然科学基金(20072197),高校科研项目计划(20060146)资助。

段晓东(1963—),男,教授,博士,主要研究方向为智能优化与非线性信息处理技术, E-mail: cunrui@gmail.com; 徐平(1984—),女,硕士研究生,主要研究方向为群智能算法; 王存睿(1980—),男,硕士,讲师,研究方向为优化计算; 刘向东 教授,博士,研究方向为非线性控制; 张庆灵教授,博士生导师,研究方向为自动控制。

子集所包含的个体数目记为  $|S_1|, |S_2|, \dots, |S_Q|$ , 且对任意  $p, q \in \{1, 2, \dots, Q\}, S_p \cap S_q = \phi, \bigcup_{q=1}^Q S_q = A_t, A_t$  为第  $t$  代种群的集合, 则定义第  $t$  代种群的熵如下:

$$E_t = - \sum_{j=1}^Q p_j \lg(P_j) \quad (1)$$

其中  $N$  为种群规模,  $p_j = |S_j|/N$ .

由定义可知, 种群中所有粒子的适应值都相同时, 熵取最小值  $E=0$ ; 种群中粒子的适应值越多, 意味着粒子分配得越平均, 熵值就越大。

在实际应用过程中人们也发现, 对某些多峰静态函数优化问题, 由于进化过程中种群多样性损失过快, PSO 算法易于陷入局部极值, 引起算法过早收敛, 从而使算法丧失了全局搜索能力。针对这一问题, 在静态环境下, 文献[7]中采用种群熵这一种群多样性指标对种群的多样性进行定量描述, 并依据种群熵的变化对种群结构进行调整, 有效增强了算法跳出局部最优点的能力。文献[8]中分析了不同的种群结构及邻域关系对粒子群算法种群多样性的影响。表明了不同的种群结构具有不同的信息传递特性, 对粒子群种群多样性的变化有着较大的影响。

以上结果说明了静态环境下种群的结构是影响种群多样性的一个重要因素。文献[4]通过引入 charged 个体来保持群体的多样性, 文献[5]通过调整粒子速度更新公式中的  $\omega, c_1, c_2$  使粒子运动轨迹发散, 也较好地保持了种群的多样性。因此, 动态环境下, 粒子运动的方式也是影响种群多样性的一个重要因素。以下将基本 PSO 方法、AutomicSwarm 方法、PSOwDOW 方法及 IPSO 方法进行种群多样性分析对比。

### 3 种群多样性分析对比

#### 3.1 实验环境及参数设置

##### (1) 实验环境及模型

利用 DF1 函数生成器<sup>[9]</sup>产生的动态环境进行实验。它采用一些锥体的组合生成环境。对二维问题, DF1 函数中的静态评价函数被定义为:

$$f(X, Y) = \max_{i=1, 2, \dots, N} [H_i - R_i \sqrt{(X - X_i)^2 + (Y - Y_i)^2}]$$

该公式说明在搜索空间的适应值曲面上任一点的取值可以由一个最大化函数决定。其中  $f(X, Y)$  是在  $(X, Y)$  位置的适应值,  $N$  是环境中锥体的个数,  $(X_i, Y_i)$  是第  $i$  个锥体的顶点位置,  $H_i$  是第  $i$  个锥体的高度,  $R_i$  是第  $i$  个锥体的斜度参数。

##### (2) 优化环境参数设置

本文在 DF1 产生的二维动态优化环境下对 4 种算法进行了一系列实验。实验中, 算法的目标设定为寻找环境中的高度最大值。根据每个锥体的可变性, 动态优化环境可以分为两种类别: 一部分锥体发生变化(高度、位置, 或者两者同时), 而另一部分锥体不发生变化; 所有锥体都发生变化。具体实验参数设置如表 1 所列。

表 1 实验参数设置表

名称	动锥个数	静态锥体个数	变化范围	位置变化
实验 1	1	1	[1,6]	否
实验 2	1	1	[1,6]	是
实验 3	4	1	[1,6]	否
实验 4	4	1	[1,6]	是

实验 5	2	0	[1,6]	否
实验 6	2	0	[1,6]	是

#### 3.2 实验及结果分析

本文对 4 种方法 (PSO, AutomicSwarm, PSOwDOW, IPSO) 在不同动态环境下的种群多样性进行了比较。搜索空间设定为  $[-1, 1]$ , 最大迭代次数为 1000, 种群规模为  $n=30$ , 分群中粒子运动轨迹发散的个体数目与收敛的个体数目相等。4 种方法的基本参数都设定为:  $c_1 = c_2 = 1.194, \omega = 0.7$ 。PSOwDOW 方法中, 发散粒子的运动参数设定为:  $c_1 = c_2 = 2.05$ 。AutomicSwarm 方法中, charged 子群中所有粒子的量级  $Q$  都相等, 取  $Q=1.0, r_{core} = 0.5$ , 控制参数  $r_{perc} = 2$ 。动态优化环境每经过 50 次迭代就进行一次变化更新。4 种方法都重复进行 50 次运算, 计算其平均值。图 1 显示了不同动态条件下 4 种算法的种群熵值变化曲线。同时对比 4 种算法的总体跟踪误差情况, 如表 2 所列, 可以看到 PSOwDOW 方法和 IPSO 方法的跟踪效果要好于基本 PSO 和 AutomicSwarm 方法。

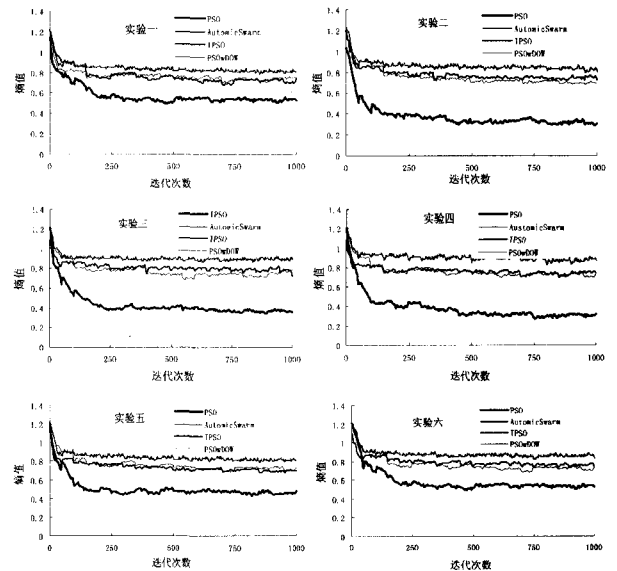


图 1 不同动态条件下算法的种群熵值变化曲线

表 2 4 种算法在不同动态条件下跟踪的平均误差

方法	实验 1	实验 2	实验 3	实验 4	实验 5	实验 6
PSO	0.457	0.939	0.707	0.756	0.488	0.853
AutomicSwarm	0.108	0.206	0.232	0.289	0.261	0.249
PSOwDOW	0.018	0.086	0.067	0.079	0.045	0.094
IPSO	0.037	0.071	0.051	0.101	0.096	0.06

但两者的熵值确介于熵值较大的 AutomicSwarm 和熵值较小的基本 PSO 之间。这说明在动态环境下, 粒子群体多样性保持得越好, 并不意味着跟踪效果一定会更好, 这就需要根据不同的情况选择合适的群体多样性保持策略。

#### 4 基于分群比策略的粒子群跟踪效果分析

定义 2 令粒子总体个数为  $N$ , 按粒子运动方式的不同分为  $m$  个子群, 每个子群含有的粒子数目为  $a_1, a_2, \dots, a_m$  则定义  $P_{ij} = a_i/a_j, j \leq m$  为第  $i$  个子群及第  $j$  个子群的分群比。

(下转第 178 页)

[17] Caires L, Cardelli L. A spatial logic for concurrency (Part II) // Proceedings of the 13th International Conference on Concurrency Theory (CONCUR 2002), LNCS 2421. Berlin, Springer Verlag, 2002; 209-225

[18] Miculan M, Bacci G. Modal Logics for Brane Calculus // International Conference CMSB 2006. LNCS 4210. Springer-Verlag, 2006, 1-16

[19] Ali N, et al. Mobile Ambients in Aspect-oriented Software Architectures // Sacha K, ed. IFIP International Federation for In-

[20] Hirschhoff D, Lozes E, Sangiorgi D. On the Expressiveness of the Ambient Logic. Logical Methods in Computer Science, 2006, 2(2)

[21] Charatonik W, et al. The Complexity of Model Checking Mobile Ambients // Honsell F, Miculan M, eds. Proceedings of the 4th International Conference on Foundations of Software Science and Computation Structures (FoSSaCS 2001). LNCS 2030. Berlin, Springer-Verlag, 2001; 152-167

(上接第 162 页)

既然分群可以使群体保持较好的多样性,那么不同的分群比是否可以作为调整群体多样性的一个策略呢?用 IPSO 方法对粒子分群比与种群多样性的关系进行分析,其中分群比采用粒子运动轨迹发散子群粒子数与局部搜索子群粒子数之比。可见,随着分群比的增加,种群熵值单调递增。图 2 显示了实验 2 条件下不同分群比  $P$  值条件下种群熵值的变化曲线。那么,是否存在一个合适的  $P$  值,使算法的跟踪效果更加有效呢?表 3 给出了在不同动态环境下 IPSO 方法的最佳分群比例  $P$ ,并且给出了此时的平均跟踪误差与种群熵值。

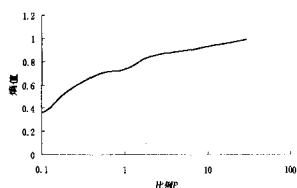


图 2 分群比与种群熵值的变化曲线

表 3 IPSO 方法的最佳分群比例及平均误差

指标	实验 1	实验 2	实验 3	实验 4	实验 5	实验 6
P 值	11/19	12/18	18/12	19/11	13/17	16/14
平均误差	0.016	0.061	0.042	0.0527	0.037	0.0428
熵值	0.671	0.691	0.837	0.849	0.704	0.811

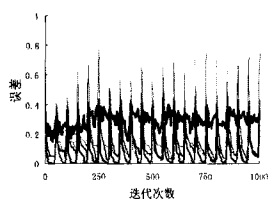


图 3 不同分群比  $P$  的跟踪误差效果

实验 1,2 从表 3 可以看到,在只有 1 个锥体的相对简单的动态环境下,当  $P$  取值在 0.5 左右时算法的跟踪效果较好,在这种环境下,算法不需要太多的分散粒子就能够很快跟踪到目标,此时种群的熵值稳定在 0.7 附近;而在 4 个锥体的相对复杂的动态环境下, $P$  的取值相对增大,介于 [1.5, 1.8] 之间,也就是说,需要更多的发散粒子来快速找到新的动态最优点,而此时种群的熵值也相应增大。通过对比表 2 和表 3 可以看到,在不同动态环境下,通过适当选择分群比值  $P$ ,IPSO 方法的平均跟踪误差可以得到明显的降低。图 3 显示了实验二条件下 IPSO 方法在不同分群比值  $P$  时算法的跟踪效果。从图中可以看到,当  $P=12/18$  时的跟踪效果是最好的;

当  $P=20/10$  时的跟踪效果要好于其它两种情况;当  $P=5/25$  时,群体中 charged 个体相对较少,动态目标的变化情况对跟踪效果有很大影响。当  $P=29$  时,也就是群体中只有一个 neural 个体,算法的跟踪效果反而较差,这是因为 charged 个体太多,使群体的趋同性下降,直接影响算法的跟踪效果。

**结束语** 本文采用种群熵来刻画粒子群算法中群体的多样性。在动态环境下对基本 PSO 方法、AutomicSwarm、PSOwDOW 和 IPSO 方法的多样性保持与算法的跟踪效果进行了对比,在此基础上通过研究不同的分群比对它们的影响,得到如下结论:

- (1) 动态环境下,群体多样性保持能够影响算法的跟踪效果,但这种影响并不完全是正向的;
- (2) 分群作为多样性保持的策略之一,可以通过调整分群比来达到改变群体多样性的目的;
- (3) 当环境变化幅度较大时,应调整分群比值使其大于 1,增加群体中发散个体的数目;而环境变化幅度较小时,分群比例值基本可选择小于 1,群体中发散个体的数目不必太多。

## 参考文献

[1] Eberhart R C, Shi Y. Tracking and optimizing dynamic systems with particle swarms[A] // Proc. CEC 2001. NJ, 2001; 94-100

[2] 段晓东,王存睿,刘向东. 粒子群算法及其应用[M]. 沈阳:辽宁大学出版社,2007

[3] Hu Xiao hui, Eberhart R C. Adaptive Particle Swarm Optimization; Detection and Response to Dynamic Systems[A]. IEEE Congress on Evolutionary Computation. Honolulu, Hawaii, USA, 2002; 1666-1670

[4] Blackwell T M, Bentley P J. Dynamic Search with Charged Swarms[A] // Evolutionary Computation Conference. Honolulu, 2002; 19-26

[5] 窦全胜,周春光,等. 动态优化环境下的群核进化粒子群优化方法[J]. 计算机研究与发展, 2006, 43(1); 89-95

[6] 徐平,王存睿,段晓东,等. 基于粒子群的动态目标跟踪算法研究[J],待发表

[7] 段晓东,高红霞. 基于种群熵和种群结构的粒子群算法研究[J]. 计算机工程与应用, 2007, 33(18); 222-224

[8] 段晓东,高红霞. 粒子群算法种群结构与种群多样性的关系研究[J]. 计算机科学, 2007, 34(11); 164-166

[9] Morrison R W, De Jong K A. A test problem generation for non-stationary environments[J]. IEEE Transactions on Evolutionary, 1999, 4; 2047-2053