

# 微粒群优化算法

王元元, 薛继华

(南通职业大学, 南通 226007)

**摘要:**微粒群算法是继蚁群算法之后提出的又一种新型的进化计算技术,具有典型的群体智能的特性.介绍了微粒群算法的基本原理及其改进算法,从群体组织与进化以及混合微粒群算法等方面对国内外微粒群算法的研究进展进行综述.

**关键词:**进化计算; 微粒群算法; 群体智能

**中图分类号:** TP301.6 **文献标志码:** B **文章编号:** 1671-6191(2009)01-0021-04

## 0 引言

20世纪90年代,就产生了模拟自然生物群体(swarm)行为的优化技术. Dorigo等从生物进化的机理中受到启发,通过模拟蚂蚁的寻径行为,提出了蚁群优化方法; Kennedy和Eberhart<sup>[1]</sup>等于1995年提出的微粒群算法(PSO)是对鸟群、鱼群的模拟. 这些研究可以称为群体智能(swarm intelligence). 通常单个自然生物并不是智能的,但是整个生物群体却表现出处理复杂问题的能力,群体智能就是这些团体行为在人工智能问题中的应用. 微粒群算法(PSO)的基本思想来源于对鸟群简化社会模型的研究及行为模拟. 群体中的鸟被抽象为没有质量和体积的“微粒”,通过这些“微粒”的相互协作和信息共享,其运动速度受到自身和群体的历史运动状态信息的影响,以自身和群体的历史最优位置来对微粒当前的运动方向和运动速度加以影响,能较好地协调微粒本身和群体运动之间的关系,在复杂的解空间寻找最优解. 由于该算法概念简单,易于实现,因而在短期内得到很大发展,迅速得到国际演化计算研究领域的认可,并在很多领域得到应用,如电力系统优化、交通事故探测、水库优化调度、自动频率规划等.

## 1 微粒群算法(PSO)基本原理

### 1.1 基本原理

微粒群算法与其他进化算法相似,也是根据对环境的适应度将群体中的个体移动到好的区域,不同之处在于它不像其他演化算法那样对个体使用演化算子,而是将每个个体看作寻优空间中的一个没有质量没有体积的微粒,在搜索空间中以一定的速度飞行,通过对环境的学习与适应,根据个体与群体的飞行经验的综合分析结果来动态调整飞行速度.

微粒群算法将每一个可能产生的解表述为群中的一个微粒,每个微粒都有自己的速度和位置向量,以及一个由目标函数决定的适应值,所有微粒在搜索空间中以一定速度飞行,通过追随当前搜索到的最优适应值来寻找全局最优.

在 $n$ 维空间中有 $M$ 个微粒,每个微粒的位置表示一个潜在的解. 设 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 为微粒 $i$ 的当前位置, $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$ 为微粒 $i$ 的当前速度, $P_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ 为微粒 $i$ 所经历的最好位置,即 $P_{best}$ .  $P_g$ 为群体中所有微粒所经历的最好位置,也称为 $g_{best}$ . 则对于每一代,微粒 $i$ 的第 $j$ 维的进化方程为:

$$v_{ij}(t+1) = \omega v_{ij}(t) + c_1 \times \text{rand}() (p_{ij}(t) - x_{ij}(t)) + c_2 \times \text{Rand}() (P_g(t) - x_{ij}(t)) \quad (1)$$

收稿日期: 2008-11-26

作者简介: 王元元(1981-),女,山西阳泉人,南通职业大学电子工程系教师,研究方向为进化算法、并行计算.

© 1994-2012 China Academic Journal Electronic Publishing House. All rights reserved. <http://www.cnki.net>

$$x_{ij}(t+1)=x_{ij}(t)+v_{ij}(t+1) \quad (2)$$

其中:  $\omega$  为惯性权重(inertia weight),  $c_1$  和  $c_2$  为加速常数(acceleration constants),  $\text{rand}()$  和  $\text{Rand}()$  为两个在 0,1 范围内变化的随机函数<sup>[2]</sup>.

从社会学的角度来看式(1),其中的第 1 部分为微粒先前的速度乘一个权值进行加速,表示微粒对当前自身运动状态的信任,依据自身的速度进行惯性运动,因此称这个权值为“惯性权重”;第 2 部分(微粒当前位置与自身最优位置之间的距离)为“认知(cognition)”部分,表示微粒本身的思考,即微粒的运动来源于自己经验的部分;第 3 部分(微粒当前位置与群体最优位置之间的距离)为“社会(social)”部分,表示微粒间的信息共享与相互合作,即微粒的运动来源于群体中其他微粒经验的部分,通过认知模仿较好同伴的运动<sup>[3]</sup>.

## 1.2 基本微粒群算法流程

微粒群算法的流程如下:第 1 步:初始化所有微粒(群体规模为  $M$ ). 在允许范围内随机设置微粒的初始位置和速度,并将各微粒的  $p_{\text{best}}$  设为初始位置,取  $g_{\text{best}}$  为  $p_{\text{best}}$  中的最优值. 第 2 步:评价每个微粒的适应值,即分别对每个微粒计算目标函数值. 第 3 步:对每个微粒,将其适应值与其历史最优位置  $p_{\text{best}}$  进行比较,如果优于  $p_{\text{best}}$ ,则将其作为当前最优位置  $p_{\text{best}}$ . 第 4 步:对每个微粒,将当前最优位置  $p_{\text{best}}$  与群体历史最优位置  $g_{\text{best}}$  进行比较,如果优于  $g_{\text{best}}$ ,则将其作为群体最优位置  $g_{\text{best}}$ ,并重新设置  $g_{\text{best}}$  的索引号. 第 5 步:根据微粒群速度和位置更新方程来调整微粒的速度和位置. 第 6 步:检查终止条件(通常为达到最大迭代次数或者足够好的适应值)或者最优解停滞不再变化. 若上述条件满足,终止迭代;否则返回第 2 步. 微粒群算法流程如图 1 所示.

## 2 PSO 的改进策略

### 2.1 调整惯性权重 $\omega$

Shi Y, Eberhart<sup>[4][5]</sup>研究了惯性因子  $\omega$  对优化性能的影响. 惯性权重  $\omega$  可以对算法的全局搜索能力和局部搜索能力进行平衡调整,因此,该参数对算法的性能影响很大. 许多文献中对惯性权重  $\omega$  的调整进行了大量的研究,其中比较典型的有:

(1) 线性调整  $\omega$  的策略. 即随迭代进行,线性减少  $\omega$  的值<sup>[6]</sup>. 这样可以使算法更好控制探索与开发,在迭代初期探索能力较强,可以搜索较大的解空间,并不断搜索新的区域,然后在后期逐渐收缩到较好的区域进行更精细的搜索以加快收敛速度.

(2) 非线性调整  $\omega$  的策略. 由于微粒群的搜索过程是一个非线性的复杂过程,让  $\omega$  线性过渡的方法并不能正确反映真实的搜索过程. 因而,Shi Y 等提出了一种用模糊规则动态调整  $\omega$  的方法<sup>[7]</sup>,通过对当前最好性能评价(CBPE)和当前惯性权重制定相应的隶属度函数和模糊推理规则,确定惯性权重  $\omega$  的增量. CBPE 测量的是算法找到的最好候选解的性能. 由于不同的优化问题有不同的性能评价范围,所以为了让该模糊系统有广泛的适用性,采用了标准化的 CBPE(NCBPE). 实验结果表明,与  $\omega$  线性减小策略相比,模糊自适应策略具有更好的性能.

(3) 随机惯性权重  $\omega$  策略<sup>[8]</sup>. 随机地选取  $\omega$  值,使得微粒历史速度对当前速度的影响为随机的.  $\omega$  的数学期望值将随最优值的变化率自适应地调节,从而可以更灵活地调节全局搜索与局部搜索能力. 另外,  $\omega$  的随机取值在一定程度上类似于遗传算法的变异算子,有助于保持种群的多样性.

### 2.2 带收敛因子的微粒群算法

Eberhart 等描述了一种带收敛因子的微粒群算法<sup>[9]</sup>,其位置和速度更新等式如式(3)所示.

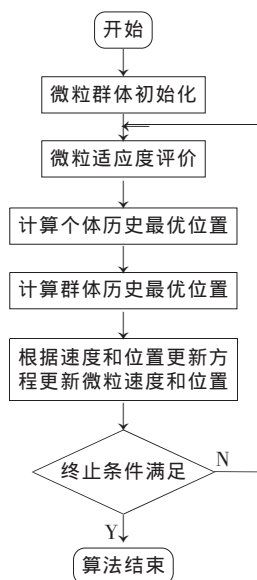


图 1 基本微粒群算法流程图

$$v_{id} = \chi(v_{id} + c_1 \text{rand}_1() (p_{id} - x_{id}) + c_2 \text{rand}_2() (p_{gd} - x_{id})) \quad (3)$$

式中,  $\chi = 2/(2 - \Phi - \sqrt{\Phi^2 - 4\varphi})$  为收敛因子,  $\Phi = c_1 + c_2 > 4$ , 通常取  $\Phi$  为 4.1, 则  $\chi = 0.729$ .

实验结果表明,与使用惯性权重的微粒群算法相比,使用收敛因子的微粒群算法有更快的收敛速度.其实只要恰当地选取  $\omega$ 、 $c_1$  和  $c_2$  的值,两种算法是一样的,因此带收敛因子的微粒群算法<sup>[18]</sup>可被看作带惯性权重的算法的一个特例.同时这也说明,恰当地选择算法的参数值可以改善算法的性能.

### 2.3 增加多样性的改进

由于 GBEST<sup>[2]</sup>模型存在多样性少、易早熟收敛的缺点,因此在此基础上提出了 LBEST<sup>[2]</sup>模型,以增加群体多样性,从而更好地实现全局搜索,防止陷入局部最优.

P.N.Suganthan<sup>[10]</sup>提出一种具有可变邻域算子的微粒群算法,该算法在初始阶段微粒的邻域为它自身,随着进化代数的增长,邻域逐渐扩大至整个群体.换句话说,PSO 算法中的全局极值 gbest 被局部邻域内逐渐增加的局部极值 lbest 所代替,同时算法中随机漫步和惯性权值的大小也逐渐调整,以使得在优化的最后阶段进行更好的开发搜索. J.Kennedy 和 R.Mendes<sup>[11]</sup>讨论了不同邻域拓扑结构对局部最优模型(LBEST 模型)中的效果,发现 Von Neumann 邻域结构能取得更好的效果,并随后提出两种改进方法 PSON 和 PSOWN<sup>[12]</sup>,其中 PSON 算法在搜索过程中参考微粒所在邻域内所有微粒对它的影响,而不单单是最好微粒对它的影响;而 PSOWN 则将邻域内各微粒对该微粒的影响进行权值排序,模仿现实中各方面因素影响程度的不同.

J.J.Liang 和 P.N.Suganthan<sup>[13]</sup>提出了一种多群体微粒群算法,第一阶段按照局部最优模型进行搜索.首先将整个微粒群随机分割成多个子群体,每经过若干代后进行重新分组,以提高种群多样性.第二阶段群体按照全局最优模型进化,以加快全局最优搜索的能力和速度.该方法能够使得“勘探”和“开采”达到很好的平衡,该方法对复杂多峰函数优化能够取得很好的效果.文献[14]对多种群的协同进化也进行了大量研究.采用了不同的更新策略,实验结果表明该算法提高了算法的收敛性和最优性.

另外,微粒群算法与复杂网络模型的结合也是微粒群算法在动态构造邻域模型方面一个新的值得探索的途径.

## 3 与其他进化方法相结合

Angeline<sup>[15]</sup>将进化规划中使用的竞赛选择方法引入微粒群算法.该混合算法根据个体当前位置的适应度,将每个个体与其他个体进行比较,然后依据比较结果对整个群体进行排序,用微粒群中较好的一半替换群体中较差的一半,同时保留每个个体所记忆的个体最优位置.选择方法的引入使得该混合算法具有更强的开发搜索能力,加快了对当前较好区域的开发过程,使得收敛速度较快,但也增加了陷入局部解的可能性.

高尚等<sup>[16]</sup>结合遗传算法、蚁群算法和模拟退火算法的思想,提出用混合微粒群算法来求解著名的离散优化问题——旅行商(TSP)问题,所提 24 种混合粒子群算法的效果都比较好,其中交叉策略 D 和变异策略 F 的混合微粒群算法的效果最好,而且简单有效. Lobjerg<sup>[17]</sup>等提出了基于繁殖和子群的杂交微粒群算法,他们在繁殖过程中引入繁殖概率来代替适应度.每次迭代时,依据繁殖概率在微粒群中选取一定数量的微粒放入一个池中随机两两进行算术“交叉”繁殖,产生数目相同的后代,用后代微粒代替父母微粒,使种群数目保持不变.后代微粒的位置由父母位置的交叉获得.

最近, Higashi 和 Iba<sup>[17]</sup>提出了用进化计算中的高斯“变异”算子与微粒群算法杂交的思想.该方法在传统的速度与位置更新规则中融入高斯“变异”,以避免陷入局部最优.

## 4 结语

微粒群算法是一种新型的群体智能算法,由于微粒群算法在求解复杂优化问题方面的优势,在很多工程领域如工程设计与优化、电力系统领域<sup>[18]</sup>、机器人控制和工业生产优化领域等取得了较为成功的应

用。但微粒群算法的研究还处于起步阶段,许多方法大多处于性能验证和实验阶段,缺乏强有力的理论支持。对微粒群算法“早收敛”问题的实质,以及对于离散、多目标、约束及动态等优化问题无法达到满意效果,仍然是今后值得研究的问题。

#### 参考文献:

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[A]. Proc IEEE International Conf on Neural Networks[C]// Perth:IEEE Piscataway, 1995:1942-1948.
- [2] 曾建潮,介婧,崔志华. 微粒群算法[M]. 北京:科学出版社,2004:5.
- [3] Kennedy J. Particle swarm:social adaptation of knowledge[A]. Proc IEEE Int Conf on Evolutionary Computation[C]// Indianapolis:IEEE Piscataway, 1997:303-308.
- [4] Shi Y, Eberhart R. C. A modified particle swarm optimizer[Z]. Proceedings of the IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ, IEEE Press, 1998:69-73.
- [5] Shi Y, Eberhart R. C. Empirical study of particle swarm optimization[Z]. 1945-1950.1999.Piscataway, NJ, IEEE Service Center. Proceedings of the 1999 Congress on Evolutionary Computation.
- [6] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[A]. IEEE World Congress on Computational Intelligence[C]// Anchorage:IEEE, 1998:69273.
- [7] Shi Y, Eberhart R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization[A]. Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation[C]. Soul:IEEE, 2001:101-106.
- [8] 张丽平,俞欢军,陈德钊,等. 粒子群优化算法的分析与改进[J]. 信息与控制, 2004, 33(5):513-517.
- [9] Eberhart R C, Shi Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization[A]. Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation[C]// California:IEEE Piscataway, 2000:84-88.
- [10] P.N.Suganthan, Particle Swarm Optimiser with Neighborhood Operator, in Proc. IEEE Int. Congr. Evolutionary Computation, 1999:1958-1962.
- [11] J.Kennedy, R.Mendes. Population structure and particle swarm performance[M]. World Congress on Computational Intelligence, Honolulu, HI, USA, 2002:1507-1512.
- [12] R.Mendes, J.Kennedy, J.Neves. Watch Thy Neighbor Or How The Swarm Can Learn From Its Environment[M]. IEEE Int. Conf. on Evolutionary Computation Indianapolis, 2003:88-94.
- [13] J. J. Liang, P.N.Suganthan. Dynamic Multi-Swarm Particle Swarm Optimizer[M]. IEEE International Swarm Intelligence Symposium, 2005:124-129.
- [14] 王元元,曾建潮. 多种群协同进化的微粒群算法[J]. 计算机工程与设计, 2007, (11):3661.
- [15] Angeline PJ. Using selection to improve particle swarm optimization[A]. Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation[C]// Anchorage:IEEE Piscataway, 1998:84-89.
- [16] 高尚,韩斌,吴小俊,等. 求解旅行商问题的混合粒子群优化算法[J]. 控制与决策, 2004, 19(11):1286-1289.
- [17] 张露,焦长义. 微粒群算法综述[J]. 河南广播电视大学学报, 2007, 20(4):108-109.
- [18] 康琦,张燕,汪镭,等. 智能微粒群算法[J]. 冶金自动化, 2005, (4):5-9.

(责任编辑:王晓燕)

## Particle Swarm Optimization Algorithm

WANG Yuan-yuan, XUE Ji-hua

(Nantong Vocational College, Nantong 226007, China)

**Abstract:** Particle swarm optimization (PSO) with the typical characteristic of swarm intelligence is a kind of novel evolution algorithm after ant colony algorithm. First, the basic principles of PSO and improved algorithm were introduced. Then, the research progress on PSO algorithm was summarized in such aspects as organization and evolution of population, hybrid PSO algorithm etc.

**Key words:** evolution computation; particle swarm optimization(PSO); swarm intelligence