

三种混合粒子群算法比较

张捍东,方 玲,岑豫皖

(安徽工业大学 电气信息学院,马鞍山 243002)

摘要: 混合粒子群算法是融合其它算法或技术特性来针对性地对基本粒子群算法进行改进的一类算法。文中对其中有代表性的三种:交叉粒子群、免疫粒子群、混沌粒子群展开了比较研究,分别从混合目的、混合基本方式、混合算法实现的关键步骤、混合算法的优化性能等多个方面对这三种混合算法进行了比较。通过这些比较,总结出了三种混合算法基本的混合方式及实现步骤,算法各自的特点及适用范围,特别对三种混合算法的优化性能做了较深入的比较和归纳。
关键词: 混合粒子群算法;算法比较;优化性能;免疫粒子群;混沌粒子群;交叉粒子群算法
中图分类号: TP301 **文献标志码:** A

Comparison Among Three Kinds of Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithms

ZHANG Han-dong, FANG Ling, CEN Yu-wan

(School of Electrical Engineering and Information, Anhui University of Technology, Ma'anshan, 243002, China)

Abstract: Hybrid particle swarm optimization (PSO) is such a kind of algorithms, which combine other algorithms or technologies to enhance the basic PSO. This paper compares three representative hybrid PSOs: breeding PSO, immune PSO, and chaos PSO. These comparisons are carried out in following aspects: the goals for hybrid, basic hybrid modes, the key implementation steps, hybrid algorithm optimization performances and so on. Through these comparisons and analysis, three hybrid algorithms' construction, implementation and respective application scope are summarized, especially, the optimization performances of three hybrid PSOs have been researched carefully.

Key words: hybrid particle swarm optimization (HPSO); algorithm comparing; optimization performance; immune particle swarm optimization (IPSO); chaotic particle swarm optimization (CPSO); breeding particle swarm optimization (BPSO)

粒子群算法 PSO^[1-2] 由于易陷入局部最优、后期收敛速度慢及收敛精度差等缺点使其已很难满足现实需要,于是提出了许多改进算法。混合粒子群算法 HPSO 是目前比较青睐的改进形式。

目前 HPSO 的版本较多,有些是将传统寻优算法或传统算子与 PSO 相结合,如交叉、变异等遗传算子,而有些则另辟蹊径,利用新颖的算法或技术与 PSO 混合^[3-4],如免疫克隆、量子技术、混沌技术及多智能体协同进化等。为了更好地应用这些算法,

本文将对其中代表性的三种:交叉粒子群算法 BP-SO,免疫粒子群算法 IPSO,混沌粒子群算法 CPSO 从多方面展开比较,目的是找出这三种混合算法的特性并为新的混合粒子群算法的构建提供指导。

1 基本算法回顾

1.1 粒子群算法

PSO 作为进化计算的一个分支,是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的一种全局搜索算法,同

收稿日期:2010-12-01;修订日期:2011-02-22

基金项目:国家高技术研究发展计划(863 计划)项目(2007AA05Z242,2007AA05Z421)

作者简介:张捍东(1963-),男,教授,研究方向为机器人路径规划及相关技术;方玲(1985-),女,在读硕士研究生,研究方向为智能算法、多机器人协调;岑豫皖(1951-),男,教授,研究方向为机器人技术。

时也是一种模拟自然界的生物活动以及群体智能的随机搜索算法。算法中的个体称作粒子,代表问题空间的候选解,粒子具有速度,能在搜索空间中随意“飞行”。群体的进化是通过粒子之间相互合作与竞争实现的,每一代粒子靠跟踪 2 个极值来完成速度和位置的更新,更新公式如下:

$$v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1 \times rand() \times (p_i - x_i^k) + c_2 \times rand() \times (p_g - x_i^k) \quad (1)$$

$$x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \quad (2)$$

其中: $x_i^{k+1} = (x_{i1}^{k+1}, x_{i2}^{k+1}, \dots, x_{in}^{k+1})$ 和 $x_i^k = (x_{i1}^k, x_{i2}^k, \dots, x_{in}^k)$ 分别表示粒子 i 在 $k+1$ 时刻和 k 时刻寻优空间中的位置; n 代表问题的维数; $v_i^{k+1} = (v_{i1}^{k+1}, v_{i2}^{k+1}, \dots, v_{in}^{k+1})$, $v_i^k = (v_{i1}^k, v_{i2}^k, \dots, v_{in}^k)$ 分别表示粒子 i 在 $k+1$ 和 k 时刻的速度; $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{in})$ 则表示为粒子 i 所经历过的具有最好适应值的位置,也称个体最好位置。群体中所有粒子经历过的最好位置用 p_g 表示,也称作全局最好位置。

1.2 遗传交叉

遗传算法(GA)的 3 个基本遗传操作是:选择、交叉、变异,其中交叉算子是 GA 最重要的遗传操作,它是模仿自然界有性繁殖的基因重组过程。交叉可生成包含更多优良基因的新个体,在该过程中群体的个体品质得以提高^[5]。交叉过程本质上就是父辈间交换遗传信息生成子代的过程,生成的子代因携带新的遗传物质从而能探索到新的搜索空间,一定程度上避免了算法陷入局部最优;交叉也会提高每代群体的质量,还可提高算法的收敛速度。

1.3 免疫机理

免疫系统是人体生命系统的一个重要组成部分,它是一种识别并消灭异己(病原体、细菌等)物质的生物系统。

免疫系统非常复杂,却有着许多优良信息处理机制和功能特点,如抗体多样性、免疫记忆、克隆选择、浓度促进或抑制等。人们正是利用这些特性和机理开发了诸多的用于解决实际问题的免疫算法^[6]。其中浓度促进或抑制机理应用最为广泛,这种机制确保抗体群更新的抗体多样性,避免未成熟收敛。关于浓度定义方式,这里给出一种较通用的方法:

一个规模为 N 的抗体群中,任一抗体的浓度定义为

$$C_i = \frac{1}{N} \sum_{j=1}^N ac_{i,j} \quad (3)$$

式中: $ac_{i,j} = \begin{cases} 1, & \text{当 } ay_{i,j} \geq TH \\ 0, & \text{其他} \end{cases}$, TH 为预先设定的阈值, $ay_{i,j}$ 为抗体 i 和 j 的亲合度。

亲和度 $ay_{i,j}$ 的定义为

$$ay_{i,j} = \frac{1}{1 + H_{i,j}} \quad (4)$$

其中, $H_{i,j}$ 是抗体 i 和抗体 j 之间的结合强度。

1.4 混沌技术

混沌(Chaos)^[7]是非线性确定系统中由于内在随机性而产生的外在复杂表现,是一种貌似随机的非随机运动,具有随机性、遍历性及规律性等特点,能在一定范围内按其自身规律不重复地遍历所有状态。由于易实现和能避免局部最优的特殊能力,混沌已经成为一种新颖的优化技术,基于混沌的搜索算法也引起人们浓厚的兴趣^[8]。

混沌行为复杂且类似随机,但和一般随机过程不同的是混沌状态是由确定性方程得到的。如下的 Logistic 方程就是一个典型的混沌系统^[9]:

$$z_{n+1} = \mu z_n (1 - z_n), 0 \leq z_0 \leq 1 \quad (5)$$

式中: z 是混沌变量; μ 是控制参数; $n=0, 1, 2, \dots$ 由任意初值 $z_0 \in [0, 1]$, 可迭代出一个确定的时间序列 z_1, z_2, z_3, \dots 。

2 三种 HPSO 的比较

2.1 混合的主要目的

算法后期收敛速度慢、收敛精度差、易陷入局部极小,这些都是基本 PSO 常见的缺点。混合算法的目的就是为了改善 PSO 的缺点,从而提升算法的优化性能。三种混合技术中,遗传交叉能提高种群品质,使得算法后期的收敛速度和精度提高明显,混沌技术具有遍历性,能扩大粒子搜索范围从而使算法跳出局部最优解,免疫机理中的浓度调节机制能保持种群的多样性,这些混合技术分别和 PSO 构成了 BPSO, IPSO, CPSO。

2.2 混合的基本方式

BPSO 就是将遗传算法的交叉算子融入到基本 PSO 中。通过对种群中的粒子两两实施交叉操作(信息交换)形成新的下一代粒子。

IPSO 是将免疫系统的重要特性(抗体多样性和免疫记忆)及免疫机理(克隆选择、浓度抑制等)应用到基本 PSO 中,力图有选择、有目的的利用这些特性和机理去抑制算法后期出现的退化现象。

一般混沌技术和 PSO 混合方式有 2 种^[10]: 第一种是直接在粒子初始化的时候就引入混沌技术, 即利用混沌系列初始化粒子的位置和速度, 使得生成的初始解群更优良; 第二种是将混沌状态引入到优化变量使粒子获得继续搜寻的能力, 常见的是对最优粒子进行混沌局部搜索。

2.3 混合算法实现的关键步骤

BPSO 的实现主要是利用遗传学中的交叉算子对 2 个“父代”粒子施行交叉计算从而生出“子代”粒子。交叉的方式有很多, 如算术交叉, 其具体步骤参见文献[5]。

CPSO 实现的关键步骤是混沌空间和解空间的映射和逆映射。映射的方式较多, 如常用的 Logistic 映射。映射方式确定后, 混沌搜索机制就代替原随机搜索机制在最优区域内进行搜索。混沌技术和 PSO 的第一种混合方式的实现步骤见文献[10], 至于第二种混合方式, 常对全局最优位置 p_g 进行混沌优化, 详细步骤参见文献[9]。

IPSO 实现的关键步骤就是将免疫系统的重要特性(抗体多样性、免疫记忆等)及免疫机理(克隆选择, 浓度调节等)在基本 PSO 中实现, 这些机理的具体实现参见文献[11-12]。其中应用较多的是浓度调节机制, 将浓度调节机制引入 PSO 中, 通过促进(抑制)种群中相似度过(小)大的粒子, 从而维持了种群的多样性。

基于浓度调节机制(浓度抑制)在 PSO 中实现的关键步骤如下:

Step 1 种群中的粒子根据进化公式(1)和(2)完成更新后, 根据定义的浓度计算公式计算每个粒子的浓度 c_i , i 表示第 i 个粒子;

Step 2 根据定义好的粒子期望繁殖率公式计算每个粒子的期望繁殖率 e_i ;

Step 3 对于 e_i 低的粒子重新随机初始化。

2.4 三种混合算法优化性能仿真比较

下面用几个标准的测试函数来测试 BPSO、IPSO、CPSO 的优化性能, 并和基本 PSO 作比较, 这些标准函数定义如下:

$$\text{Sphere 函数: } f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (6)$$

Rosenbrock 函数:

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n [100(x_i^2 - x_{i+1})^2 + (1 - x_i)^2] \quad (7)$$

Rastigrin 函数:

$$f_3(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10] \quad (8)$$

对于上述的 3 个函数, 变量维数都取 20, $f_1(x)$ 、 $f_2(x)$ 的变量约束范围取 $[-100, 100]$, $f_3(x)$ 取 $[-5.12, 5.12]$ 。 $f_1(x)$ 是单峰函数, $f_2(x)$ 是一个经典的优化问题, 全局最优解位于一个狭长的抛物线状的山谷形区域内, 此山谷区域很容易到达, 但要收敛到全局最优解非常困难, $f_3(x)$ 是典型的非线性多模态函数, 很难极小化, 在搜索区域内具有成千上万的局部极小点。以上均是求函数的最小值, 且理论全局最小值都是 $\min f(x) = 0$ 。

2.4.1 仿真实验设置

4 种算法中, 种群规模 P 都取 40, 惯性权值 w 取 0.729, 学习因子 $c_1 = c_2 = 1.494$, 最大迭代次数 M 为 200。BPSO 交叉方式选择算术交叉, 交叉概率选 0.9; CPSO 混合方式选择第二种, 映射类型选 Logistic 映射, 最大混沌搜索步数 $C = 50$; IPSO 将浓度调节机理引入, 个体的浓度计算公式采用式(3)、(4)的计算方法, 期望繁殖率 e_i 为

$$e_i = \text{fitness}_i / c_i \quad (9)$$

其中, fitness_i 是第 i 个粒子的适应度值, 当粒子 i 的期望繁殖率小于 e_{\min} 时粒子重新初始化, 三种算法具体的实现步骤参见 2.3 节。

2.4.2 仿真结果和分析

为了消除随机搜索带来的误差, 每个算法将独立执行 20 次, 表 1 列出了 4 种算法各自得到的函数值, ‘Min’, ‘Aver’ 代表函数的最小值和平均值, ‘Dev’ 代表标准偏差。图 1~3 显示了详细的目标值变化曲线。

从表 1 可看出, 3 种混合粒子群算法得到的结果都比基本粒子群算法好, 更接近函数的理论最优

表 1 计算的函数值

Tab.1 Computational function values

		BPSO	IPSO	CPSO	PSO
f_1	Min	0.0167	0.0841	0.1845	0.1847
	Aver	0.1662	0.3600	0.3840	0.3998
	Dev	4.245×10^{-8}	3.642×10^{-6}	4.766×10^{-3}	2.571×10^{-3}
f_2	Min	20.0254	14.6495	9.0254	25.6808
	Aver	26.1475	20.229	16.1804	29.2711
	Dev	4.1200	0.8911	0.2390	5.6440
f_3	Min	21.9353	9.5820	15.3740	32.2477
	Aver	9.1749	12.3722	18.1745	35.5376
	Dev	6.3892	0.5917	1.0021	6.1250

值。特别 CPSO 和 IPSO 在优化、时性能比基本 PSO 优越很多。在图 1~3 中,IPSO 的表现总体上是最好的,可见提高种群的多样性对算法性能影响很大。图 1 中 BPSO 表现优越,而在图 2、图 3 中表现一般。图 1 中 CPSO 性能优势不明显,而在图 2 中收敛精度最高,可见 CPSO 对于算法跳出局部极小有很大的优势,这也是混沌搜索技术的优点所在。

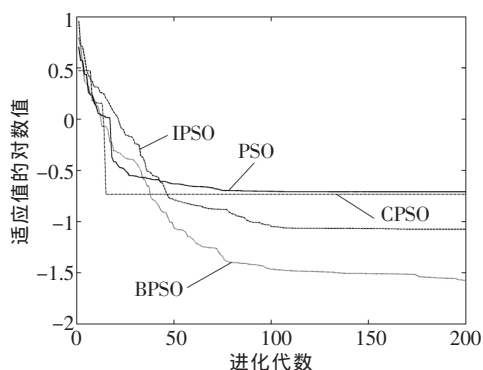


图 1 Sphere 函数的优化

Fig.1 Sphere function optimizing

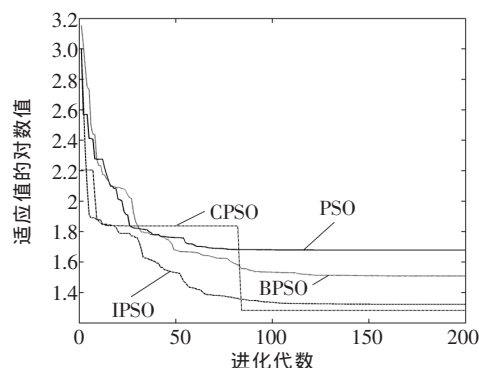


图 2 Rosenbrock 函数的优化

Fig.2 Rosenbrock function optimizing

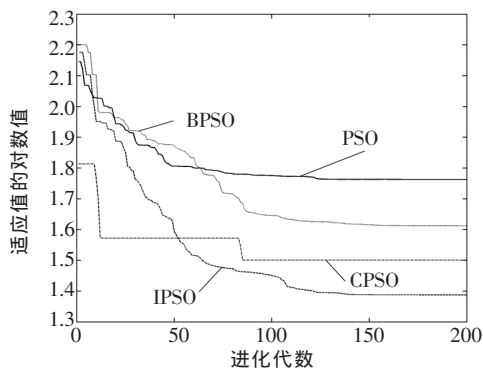


图 3 Rastrigin 函数的优化

Fig.3 Rastrigin function optimizing

综合前面的分析比较,表 2 对三种混合 PSO 的优化性能做一个总的归纳。

表 2 优化性能比较

Tab.2 Optimization performances comparison

比较项	BPSO	IPSO	CPSO
收敛速度提高程度	较多	多	多
收敛精度提高程度	较多	多	多
保持种群多样性能力	较强	强	一般
避免陷入局部最优	一般	较强	强

3 结语

本文对三种混合算法 BPSO、IPSO、CPSO 作了多方面比较。从中可得出:BPSO 对提高 PSO 的收敛速度和精度、IPSO 对维持种群多样性、CPSO 对避免局部最优都有很大作用,特别表 2 中归纳出的三种混合算法的优化性能对实际应用问题有一定的借鉴作用。

参考文献:

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization [C]//Proceedings IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995, IV: 1942-1948.
- [2] Eberhart R, Kennedy J. A new optimizer using particle swarm theory [C]//Proceedings of the Sixth International Symposium on Micromachine and Human Science. Nagoya, Japan, 1995, IV: 39-43.
- [3] 黄席樾, 向长城, 殷礼胜. 现代智能算法理论及应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2009.
- [4] 刘华莹, 林玉娥, 张君施. 基于混沌搜索解决早熟收敛的混合粒子群算法 [J]. 计算机工程与应用, 2006, 42(13): 77-79.
- [5] Lovbjerg M, Rasmussen T K, Krink T. Hybrid particle swarm optimization with breeding and subpopulations [C]//Proceedings of the Third Genetic and Evolutionary Computation Conf. San Francisco, USA, 2001.
- [6] 莫宏伟. 人工免疫系统原理与应用 [M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2003.
- [7] 李兵, 蒋慰孙. 混沌优化方法及其应用 [J]. 控制理论与应用, 1997, 14(4): 613-615.
- [8] Wang L, Zheng DZ, Lin QS. Survey on chaotic optimization methods [J]. Comput Technol Automat, 2001, 20: 1-5.
- [9] Liu B, Wang L, Jin Y H. Improved particle swarm optimization combined with chaos [J]. Chaos, Solitons and Fractals, 2005, 25: 1261-1267.
- [10] 高尚, 杨静宇. 混沌粒子群优化算法研究 [J]. 模式识别与人工智能, 2006, 19(2): 267-269.
- [11] Dasgupta D. Artificial Immune System and Their Application [M]. Berlin: Springer-Verlag, 1999.
- [12] 高鹰, 谢胜利. 免疫粒子群优化算法 [J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(6): 4-6, 33.