

一种新的混合粒子群优化算法

钱鹏飞¹, 章兢¹, 谢燕江²

1. 湖南大学电气与信息工程学院, 长沙 410082
2. 湘南学院计算机科学系, 湖南郴州 423000

摘要 针对粒子群优化算法容易陷入局部极值, 进化后期收敛速度慢、精度低等缺点, 本文将粒子群优化算法与遗传算法相结合, 在基本粒子群优化算法中引入了正态变异算子, 提出了一种新的混合进化算法, 新算法增加了种群的多样性, 增强了算法的全局寻优能力, 提高了算法的搜索效率。使用新算法对经典函数进行优化测试, 结果表明, 本算法保持了粒子群优化算法简捷快速、容易实现的特点; 同时, 正态变异算子的引入提升了算法后期的收敛速度与全局搜索能力。新的算法能够以更小的种群数和进化代数获得较好的优化能力, 在克服陷入局部最优和收敛速度方面均优于基本粒子群优化算法、遗传算法以及加入混沌扰动的粒子群优化算法 (CPSO)。

关键词 粒子群优化算法; 遗传算法; 全局搜索; 局部搜索; 种群多样性

中图分类号 TP301.6

文献标识码 A

文章编号 1000-7857(2010)22-0074-03

A Novel Hybrid Particle Swarm Optimization Algorithm

QIAN Pengfei¹, ZHANG Jing¹, XIE Yanjiang²

1. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China
2. Department of Computer Science, Xiangnan University, Chenzhou 423000, Hunan Province, China

Abstract The basic Particle Swarm Optimization (bPSO) algorithm suffers from some defects, such as the tendency to converge into a local extremum, the slow convergence rate and the low convergence accuracy in the late stage of evolution. A new algorithm HPSO based on hybrid PSO-GA (Particle Swarm Optimization and Genetic Algorithm) is proposed in this paper. The normal mutation operator is introduced into the basic particle swarm optimization algorithm. By taking advantage of the searching abilities of these two methods, the population diversity is enhanced; the global search ability and search efficiency are improved. The new HPSO is used in several typical function optimizations, and it is shown that the proposed method, while retaining the advantages of bPSO, such as the ease to realize and operate and high speed in calculation, with the introduction of the normal mutation operator, greatly improves the search ability and search efficiency in the late stage of evolution. The new Hybrid algorithm enjoys higher optimization capability with less particles and less generations than bPSO, GA and CPSO.

Keywords particle swarm optimization; genetic algorithm; global search; local search; population diversity

0 引言

20 世纪 70 年代, 美国密歇根大学 Holland 提出了遗传算法 (Genetic Algorithm, GA)^[1]。该算法是一类基于自然选择与遗传学原理的有效寻优方法, 是模拟自然界物种遗传与进化而形成的一种过程搜索最优解的算法。目前, 遗传算法被广泛应用于自动控制、计算科学、模式识别、智能故障诊断、管理科学和社会科学等领域, 适用于解决复杂的非线性和多维

空间寻优问题。

1995 年, Kennedy 和 Eberhart^[2]提出了粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO)。与遗传算法类似, 粒子群优化算法是一种基于群体的优化工具, 且与遗传算法相比, 粒子群优化算法简单、容易实现、具有深刻的智能背景, 适合科学研究与工程应用。该算法提出后, 引起了演化计算领域学者的广泛关注, 并在短短几年时间里出现大量的研究成

收稿日期: 2010-06-01; 修回日期: 2010-10-15

基金项目: 高等学校博士学科点专项科研项目 (20060532026)

作者简介: 钱鹏飞, 博士研究生, 研究方向为模式识别、进化计算, 电子信箱: xyj796@163.com; 章兢 (通信作者), 教授, 研究方向为工业自动化、复杂系统计算机控制, 电子信箱: zhangj@hnu.cn

果。目前,粒子群优化算法被广泛应用于函数优化、神经网络训练^[3]、模式分类、模糊系统控制^[4]及其他领域^[5-8]。

本文将遗传算法中的变异算子应用到粒子群优化算法中,对粒子群优化算法中的粒子按照适应度大小进行排序,抛弃适应度较小的一半粒子;然后对适应度较大的一半粒子进行变异操作,变异操作后的粒子与原粒子合并生成新的粒子群。本算法在仅小幅度增加复杂程度的情况下,增加了粒子种群的多样性,一定程度上克服了算法早熟问题,提高了算法的搜索效率。

1 基本粒子群优化算法和遗传算法

粒子群优化算法是对鸟群觅食过程中的迁徙和群集的模拟。鸟群在觅食时,在找到有食物的地方之前的迁徙过程中,既有分散又有群集的特点,鸟群通过一套独有的方式相互传递信息。对于鸟群来说,在觅食迁徙过程中,总有一只鸟对食源的大致方位具有较好的洞察力,这只鸟就拥有较好的食源信息,它们每时每刻都在传递信息,在信息交换的指引下,最终导致鸟群“一窝蜂”地奔向食物源。Kennedy 和 Eberhart 从此现象中受到启发,提出了粒子群优化算法。

假定搜索空间为 D 维,用 num 表示粒子种群大小,第 i 个微粒位置向量表示为 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id})$,速度向量表示为 $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 。粒子个体经过的最好位置记为 $P_i=(p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{id})$,也称 p_{best} 。粒子中所有微粒经过的最好位置记为 $P_g=(p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$,也称 g_{best} 。在每一维,限制粒子速度不超过最大速度 $v_{max}>0$,如果某一维更新后的速度超过了最大速度 v_{max} ,则设定这一维的速度为 v_{max} 。

粒子在每一次迭代找到上述两个极值 p_{best} 、 g_{best} 后,对自身的速度和位置进行更新:

$$v_{id}=wv_{id}+c_1\text{rand}_1(p_{id}-x_{id})+c_2\text{rand}_2(p_{gd}-x_{id}) \quad (1)$$

$$x_{id}=x_{id}+v_{id} \quad (2)$$

其中, $1 \leq i \leq num$, $1 \leq d \leq D$; c_1, c_2 为加速因子,通常取 $c_1=c_2=2$; rand_1 和 rand_2 为 $[0, 1]$ 范围内的随机数; w 为惯性因子,研究表明 w 较大有利于算法跳出局部最优点, w 较小有利于算法收敛^[7]。

遗传算法是一种高度并行、随机和自适应的全局优化算法,它将问题的求解表示成“染色体”的生存与淘汰进程,通过“染色体”的不断进化,使用复制、交叉、变异等运算,求得问题的最优解或者满意解。

通过交叉、变异、复制等运算,生成下一代染色体,称为后代。用适应度衡量后代染色体的好坏,根据适应度的大小从后代中选择一定数量的个体作为下一代群体,继续进化、选择,经过若干代进化与选择之后,算法收敛于最好的染色体,其可能是问题的最优解或者次优解。对于不同的求解问题,选择不同的适应度函数度量个体的优良程度。

针对不同的求解问题,遗传算法可以采用不同的编码方式,如二进制编码、格雷码编码、实数编码、符号编码等。实数编码的遗传算法具有能够改善算法的计算复杂性、提高运算

效率和精度,便于较大空间的遗传搜索、便于与经典优化方法的混合使用、设计针对专门问题的算子等优点。为了与粒子群优化算法相融合、解决算法测试部分的多维度、高精度要求的连续函数优化问题,本文中的遗传算子必须采用实数编码。

2 基于粒子群优化算法与遗传算法的混合优化算法

粒子群优化算法与遗传算法都是基于群体的优化算法,同样都使用随机化的方法产生初始种群,但粒子群优化算法使用一种群体认知的进化方式,所有个体都看作是一代,通过所有个体的认知的进化来实现群体的认知进化;而遗传算法使用代与代之间的进化来实现寻优,忽略了个体本身的变化,在每一代的进化过程中,遗传算法丢弃了一些有价值的信息,在一代的开始,遗传算法几乎完全是随机的。将粒子群优化算法和遗传算法有机地结合在一起,既能将每代种群中的局部和全局信息保留,又能增加种群的多样性,克服算法早熟问题。

本文主要采用变异算子对当代种群中适应度不佳的个体进行变异操作。在实数编码进化算法中,变异算子是一个主要的搜索算子,同时还能在一定程度上恢复群体多样性。本文在此设计了多种变异算子,如均匀变异、非均匀变异、自适应变异和正态变异等。其中采用较多的是正态变异。正态变异具体操作如下:群体的个体由解向量 $v=(v_1, v_2, \dots, v_n)$ 和摄动向量 $\sigma=(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_n)$ 组成,摄动向量是变异解向量的控制向量,且其本身也不断变异。假设 (v, σ) 是被选个体,则下式产生变异后的新个体 (v', σ') 。

$$\sigma'_i = \sigma_i \exp(N_i(0, \Delta\sigma)) \quad (3)$$

$$v'_i = v_i + \lambda N(0, \sigma'_i) \quad (4)$$

其中, $\Delta\sigma$ 为二级步长控制参数, $N_i(0, \Delta\sigma)$ 是相互独立的均值为 0 方差为 $\Delta\sigma$ 的符合正态分布的随机数, λ 为增量系数。

混合粒子群优化算法 (Hybrid Particle Swarm Optimization, HPSO) 步骤: ① 设置最大进化代数,初始化一组带有随机位置和随机速率的种群; ② 根据适应度函数,计算种群中每个粒子的适应度; ③ 根据适应度,对粒子种群进行排序,更新个体极值 p_{best} 和全局极值 g_{best} ,抛弃适应度较低的一半粒子; ④ 对适应度较高的一半粒子使用粒子群优化算法(粒子速度最大限制于 v_{max}),生成一半新的种群; ⑤ 根据式(3)和式(4),对④中得到的优化粒子群进行变异操作,生成另外一半新种群(粒子最大速度同样限制于 v_{max}); ⑥ 将④、⑤产生的两部分粒子群合并形成新种群; ⑦ 重复②~⑥,直到满足停止条件。

3 算法测试

3.1 迭代次数测试

用混合粒子群优化算法对 F_1, F_2, F_3, F_4 函数进行优化计算,并与经典遗传算法、基本粒子群优化算法、加入混沌^[8]扰动的粒子群算法 (Chaos Particle Swarm Optimization, CPSO)

进行对比。

$$F_1=x_1^2+x_2^2 \quad (-1 \leq x_i \leq 1) \quad (5)$$

$$F_2=100(x_1^2+x_2^2)^2+(1-x_1)^2 \quad (-2 \leq x_i \leq 2) \quad (6)$$

$$F_3=\frac{\sin^2\sqrt{x_1^2+x_2^2}-0.5}{[1+0.001(x_1^2+x_2^2)]^2}+0.5 \quad (-1 \leq x_i \leq 1) \quad (7)$$

$$F_4=x_1^2+2x_2^2-0.3\cos 3\pi x_1-0.4\cos \pi x_2+0.7 \quad (-1 \leq x_i \leq 1) \quad (8)$$

取初始群体 $num=100$, 计算结果如表 1 所示, 在加入一个特定的变异算子后, 多数情况较好, 收敛速度明显加快, 少数效果较差的原因是因为加入变异算子后, 搜索区域变大, 有可能使迭代次数增加。

表 1 迭代次数比较

Table 1 Comparing the number of iterations

测试函数	优化方法	最小迭代次数	平均迭代次数	最大迭代次数
F_1	GA	9	53.80	153
	PSO	5	34.90	107
	CPSO	4	31.45	115
	HPSO	3	30.95	68
F_2	GA	11	247.73	1387
	PSO	5	170.52	766
	CPSO	7	146	505
	HPSO	3	142.92	575
F_3	GA	17	58.57	197
	PSO	8	33.46	143
	CPSO	4	32.35	110
	HPSO	3	30.56	71
F_4	GA	15	104.26	525
	PSO	8	83.33	315
	CPSO	6	78.12	375
	HPSO	4	72.92	283

3.2 收敛性测试

测试函数为 F_1, F_2, F_3, F_4 , 初始群体 100, 最大迭代次数 1000, 对 PSO、加入混沌扰动的 PSO、HPSO 进行收敛性测试。各算法运行次数 100 次, 计算平均最优解, 结果如表 2 所示。可以看出, GA、PSO 较易陷入局部最优, 加入混沌扰动的 PSO、本文的 HPSO 在一定程度上可克服陷入局部最优解。

表 2 平均最优解

Table 2 Average optimal solution

测试函数	最优解	GA	PSO	PSO+混沌扰动	HPSO
F_1	0	0.0245	0.0214	0.0184	0
F_2	0	0.0316	0.0235	0.0095	0.0023
F_3	-1	-0.974	-0.986	-0.991	-1
F_4	0	0.0259	0.0212	0.0095	0.0036

4 结论

1) 利用实数编码的变异算子与粒子群优化算法相结合, 提出了一种新的混合粒子群优化算法, 该算法可以减少算法的迭代次数, 加快搜索效率, 具有一定的理论和应用价值。

2) 对算法进行测试, 结果发现, 由于 Matlab 语言的循环环节费时较长, 致使本算法在某些复杂函数的寻优中效率不明显。

参考文献 (References)

- [1] Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems[M]. Cambridge: The MIT Press, 1992.
- [2] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]. IEEE International Conference on Neural Networks. Perth: IEEE, 1995.
- [3] Gudise V G, Venayagamoorthy G K. Comparison of particle swarm optimization and back propagation as training algorithms for neural networks [C]//Proceedings of the IEEE Swarm Intelligence Symposium. Indianapolis: IEEE, 2003.
- [4] Shi Y, Eberhart R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization[C]// Proceedings of the 2001 Congress on Evolutionary Computation. Seoul: IEEE, 2001.
- [5] 杨维, 李歧强. 粒子群优化算法综述[J]. 中国工程科学, 2004, 6(5): 87-94. Yang Wei, Li Qiqiang. *Engineering Science*, 2004, 6(5): 87-94.
- [6] 高尚, 杨静宇, 吴小俊. 求解指派问题的交叉粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(8): 54-55. Gao Shang, Yang Jingyu, Wu Xiaojun. *Computer Engineering and Applications*, 2004, 40(8): 54-55.
- [7] 艾永冠, 朱卫东, 闫冬. 基于 PSO-BP 神经网络的股市预测模型[J]. 计算机应用, 2008, 28(S2): 105-108. Ai Yongguan, Zhu Weidong, Yan Dong. *Journal of Computer Applications*. 2008, 28(S2): 105-108.
- [8] 李旭渊, 许化龙. 基于免疫混沌 PSO 的液体发动机知识获取方法[J]. 计算机应用, 2008, 28(S2): 114-116. Li Xuyuan, Xu Hualong. *Journal of Computer Applications*, 2008, 28(S2): 114-116.
- [9] Shi Y, Eberhart R C. Parameter selection in particle swarm optimization [C]//Proceedings of the 1998 Annual Conference on Evolutionary Computation. Piscataway: IEEE Service Center, 1998.
- [10] 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. Li Bing, Jiang Weisun. *Control Theory and Applications*, 1997, 14(4): 613-615.

(责任编辑 刘志远)

本期推理小游戏答案

10(kg)	10(kg)	5(kg)	4(kg)	10(kg)	10(kg)	5(kg)	4(kg)
10	10	0	0	4	10	5	1
5	10	5	0	4	10	2	4
5	10	1	4	8	10	2	0
9	10	1	0	8	6	2	4
9	10	0	1	10	6	2	2