

# 结合文化算法的多种群协同变异PSO算法

郭 骥, 彭 鑫, 马林华

GUO Ji, PENG Xin, MA Linhua

空军工程大学 工程学院, 西安 710038

College of Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China

GUO Ji, PENG Xin, MA Linhua. Particle swarms cooperative mutative optimization algorithm combining cultural algorithm. Computer Engineering and Applications, 2011, 47(16): 46-48.

**Abstract:** Particle Swarm Optimization (PSO) is a new heuristic global optimization algorithm based on swarm intelligence. The algorithm is simple, easy to implement and has good performance of optimization. Now it has been applied in many fields. However, when optimizing multidimensional and multimodal functions, the basic particle swarm optimization is apt to be trapped in local optimum. Combining with cultural algorithm and Gaussian mutation, an improved particle swarms cooperative optimization algorithm is presented. This modified version can break away from the attraction of the local optimal solution. Simulation results on benchmark complex functions with high dimension show that this algorithm performs better than the basic particle swarms cooperative optimization algorithm.

**Key words:** cultural algorithm; Gaussian mutation; Particle Swarm Optimization (PSO)

**摘 要:** 粒子群算法是一种新的基于群体智能的启发式全局优化算法, 其概念简单, 易于实现, 而且具有良好的优化性能, 目前已在许多领域得到应用。但在求解高维多峰函数寻优问题时, 算法易陷入局部最优。结合文化算法和高斯变异的思想, 提出一种基于文化算法和高斯变异的多种群协同粒子群算法。该算法可以摆脱局部最优解对微粒的吸引, 基于典型高维复杂函数的仿真结果表明, 与多种群粒子群优化算法相比, 该混合算法具有更好的优化性能。

**关键词:** 文化算法; 高斯变异; 粒子群算法

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2011.16.015 文章编号: 1002-8331(2011)16-0046-03 文献标识码: A 中图分类号: TP18

粒子群优化 (PSO) 算法<sup>[1-2]</sup>是由 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年提出的除蚁群算法、遗传算法外的另外一种智能优化算法。源于对鸟群集体觅食行为的模拟, 其基本思想是: 每个粒子的位置代表优化问题在搜索空间中的潜在解, 所有粒子都有一个由被优化的适应度函数决定的适应值, 决定其优劣, 每个粒子还有一个速度决定它们飞翔的方向和距离, 然后粒子们就追随当前最优粒子在空间中搜索, 通过迭代找到最优解。

粒子群优化算法简单, 速度快, 又有深刻的智慧背景, 既适合科学研究, 又适合工程应用, 围绕着提高算法优化性能的研究已成为演化计算领域的一个热点。但和其他随机优化算法一样, 该算法同样存在局部搜索能力差的缺点, 目前国内外学者在 PSO 的演算法分析、算法改进以及与其他算法的结合方面做了相当多的研究。Shi<sup>[3]</sup>等人通过实验分析参数  $\omega$  对粒子群的影响,  $\omega$  较大时有利于粒子群进行全局搜索,  $\omega$  较小时有利于进行局部搜索。Higashi 等人提出了含高斯变异的 GPSO 算法<sup>[4]</sup>; Xie 提出了引入一个概率随机扰动变异操作的 SPSO 算法<sup>[5]</sup>; 赫然、王永吉等提出了自适应逃逸 AEP SO 算法<sup>[6]</sup>等。

为了兼顾群体多样性和收敛速度两方面的性能, 借鉴高斯变异思想, 结合文化算法, 提出一种基于文化算法和高斯变

异的多种群协同 PSO 算法, 并利用测试函数对这种算法和 PS-CO 算法进行了对比实验, 验证了该算法的优越性。

## 1 多粒子群协同算法

经典 PSO 算法及各种改进算法在粒子搜索时, 总是追求当前全局最优点, 导致粒子们陷入局部极小而无法摆脱, 针对这一难题, 李爱国提出了多种群粒子群协同优化 (PSCO)<sup>[7]</sup> 算法, 该算法的基本思想是利用  $S(S > 1)$  个独立的粒子群进行协同优化, 其中前  $S-1$  个粒子群根据粒子群迄今搜索到的最优点来修正群中粒子的速度。这样既利用前  $S-1$  个粒子群的独立搜索来保证寻优搜索过程可以在搜索空间中的较大范围内进行, 又利用第  $S$  个粒子群追逐当前全局最优点来保证算法的收敛性, 从而兼顾优化过程的精度和效率。

## 2 文化算法

Reynolds 于 1994 年提出文化算法 (Cultural Algorithm), 近年来引起了人们的关注<sup>[8-10]</sup>。文化算法将算法演化看作是 在两个层面上的继承过程: 微观层面和宏观层面。在微观层面, 演化群体通过迭代求解形成知识信息; 在宏观层面, 知识群体

作者简介: 郭骥 (1985—), 男, 硕士研究生, 研究方向为效能评估; 彭鑫 (1979—), 女, 硕士研究生; 马林华 (1965—), 男, 博士, 教授, 博士生导师。

E-mail: billyparker521@163.com

收稿日期: 2009-10-19; 修回日期: 2010-01-14

保存上述知识信息,并通过与微观层面的交流,对微观层面的继续演化迭代进行指导。

文化算法模拟了人类社会的进化过程。在人类社会中,文化可以被看作是信息的载体,可以被社会所有成员全面地接受,并用于指导每个社会成员的各种行为。不同于其他进化计算方法,在文化算法中,包含两个进化空间:(1)由在进化过程中获取的经验和知识组成的信仰空间;(2)由具体个体组成的群体空间。这两个空间通过特定的协议进行信息的交流。文化算法的具体构架如图1所示。



图1 文化算法框架图

在该结构中,下层空间定期贡献精英个体给上层空间,上层空间不断进化自己的精英群体,定期影响下层空间群体,最终形成“双演化双促进”机制。

### 3 基于文化算法和高斯变异多粒子群算法(PSCO\_CG)

PSCO\_CG算法就是结合文化算法这种“双演化双促进”机制和高斯变异<sup>[11]</sup>提出来的。在PSCO\_CG算法中,利用 $S(S>1)$ 个独立的粒子群进行协同优化,其中前 $S-1$ 个粒子群(即子群)构成文化算法中的群体空间,而第 $S$ 个粒子群(即主群)构成文化算法中的信仰空间,粒子数是前 $S-1$ 个群体粒子总数的20%,每迭代 $t_{accept}$ 次进行接收操作,每迭代 $t_{influence}$ 次进行影响操作,其中 $t_{accept} < t_{influence}$ 。

另外,针对PSO算法中可能会出现过早收敛甚至不收敛的情况,可以采用变异的方法进行处理<sup>[10]</sup>,以弥补算法的这种局限。由于 $g_{best}$ 为当前微粒群中的最优微粒,故可以认为其处于目标函数的全局最优解附近。变异的方法是对其赋予一个带权重的服从标准正态分布的随机改变量,重点搜索 $g_{best}$ 附近的区域,搜索区域由权重系数进行控制,即:

$$g_{best} = g_{best} * (\omega_1 + \omega_2 * \epsilon)$$

其中, $\epsilon$ 为服从标准正态分布的随机变量, $\omega_1$ 和 $\omega_2$ 为变异权重因子,满足 $\omega_1 > 0$ , $\omega_2 > 0$ 且 $\omega_1 + \omega_2 = 1$ 。

PSCO\_CG算法的流程描述如下:

步骤1 初始化 $S$ 个规模相同的种群 $X_1, X_2, \dots, X_S$ ,其中 $X_1, X_2, \dots, X_{S-1}$ 中粒子规模相同, $X_S$ 中粒子个数为前 $S-1$ 个种群粒子总数的20%。

步骤2 利用适应度函数 $f(x)$ 分别计算 $S$ 个种群中每个粒子的适应值,并获得各种群中每个粒子的个体最优值、各种群的全局最优值。

步骤3 若满足迭代次数 $t \% t_{accept} = 0$ ,则进行接受操作:用前 $S-1$ 个种群的全局最优解替换第 $S$ 个种群中的最劣粒子,否则直接跳转步骤4。

步骤4 若满足迭代次数 $t \% t_{influence} = 0$ ,则进行影响操作:用第 $S$ 个种群的全局最优解替换前 $S-1$ 个种群中的最劣

粒子,否则直接跳转步骤5。

步骤5 计算各种群的次全局最优值。

步骤6 迭代次数 $t$ 达到上限 $T_{max}$ 运算结束,输出所有总群的全局最优解,或者 $S$ 个种群中至少一个达到收敛精度,运算结束,输出该种群全局最优解,否则返回到步骤2。

### 4 性能的仿真和分析

Sphere函数:  $f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$ ,单峰二次函数,全局极小点在 $x^* = (0, 0, \dots, 0)$ ,全局极小值为 $f(x^*) = 0$ 。

Rosenbrock函数:  $f_3(x) = \sum_{i=1}^n [100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2]$ ,非凸病态函数,全局极小点在 $x^* = (0, 0, \dots, 0)$ ,全局极小值为 $f(x^*) = 0$ 。

Rastrigrin函数:  $f_4(x) = \sum_{i=1}^n [x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10]$ ,多峰函数,全局极小点在 $x^* = (0, 0, \dots, 0)$ ,全局极小值为 $f(x^*) = 0$ 。

Schaffer's  $f_6$ 函数:  $f_6(x) = 0.5 + \frac{(\sin \sqrt{x^2 + y^2})^2 - 0.5}{(1.0 + 0.001(x^2 + y^2))^2}$ ,多峰函数,全局极小点在 $x^* = (0, 0, \dots, 0)$ ,全局极小值为 $f(x^*) = 0$ 。

Sphere函数是一个连续的单模态函数,通常用来分析算法的执行性能;Rosenbrock函数是一个经典复杂优化问题,既可认为是单峰函数也可以认为是多峰函数,由于函数仅仅为优化算法提供了少量信息,使算法很难辨别搜索方向,找到全局最小点的机会微乎其微,因此Rosenbrock函数通常用来评价优化算法的执行效率;Rastrigrin函数和Schaffer's函数都是典型的非线性多模态函数,很多算法在对它们进行优化时,都很容易陷入局部最优。因此用其来评价优化算法是否跳出局部最优。

选取 $f_1$ 、 $f_3$ 、 $f_4$ 和 $f_6$ 函数进行仿真实验,只是采用的对比算法为文献[7]的多粒子群协同优化算法(简称PSCO算法)和实验中,多种群算法PSCO和PSCO\_CG中都是 $S=4$ 个种群,3个子群中粒子数均为20,主群中粒子数为 $20 \times 3 \times 0.2 = 12$ ,目的是使粒子总数和PSO\_CG相同; $f_1$ 、 $f_3$ 、 $f_4$ 函数的维数等于每个粒子的维数,取值为15; $f_6$ 函数由于只有 $x_1$ 、 $x_2$ 两个变量,所以粒子的维数取值为2。采用对称初始化, $x$ 范围为 $[-100, 100]$ ,粒子速度的阈值 $V_{max} = 10$ ,最大迭代次数 $T_{max} = 1000$ ,惯性权重采用线性递减的方式, $\omega_{max} = 0.95$ , $\omega_{min} = 0.2$ <sup>[12]</sup>,变异权重 $\omega_1 = 0.7$ , $\omega_2 = 0.3$ <sup>[13]</sup>,其余参数的设置如表1所示,仿真结果如表2所示。

表1 PSCO\_CG和PSCO算法的参数设置

算法名称	惯性权重 $\omega$	$c_1=c_2$	$t_{accept}$	$t_{influence}$
PSCO	[0.95, 0.2]	2	-	-
PSCO_CG	[0.95, 0.2]	2	5	10

为了对比收敛图的显示方便,采用对函数值以10为底取对数的方法进行显示。但是由于测试函数的最优值为0,当算法得到全局最优值0以后, $\lg 0$ 没有意义,所以采用对函数值加1的方法,以函数 $f_1$ 为例,即相当于函数 $f_1$ 变为 $f_1' = f_1 + 1$ 。

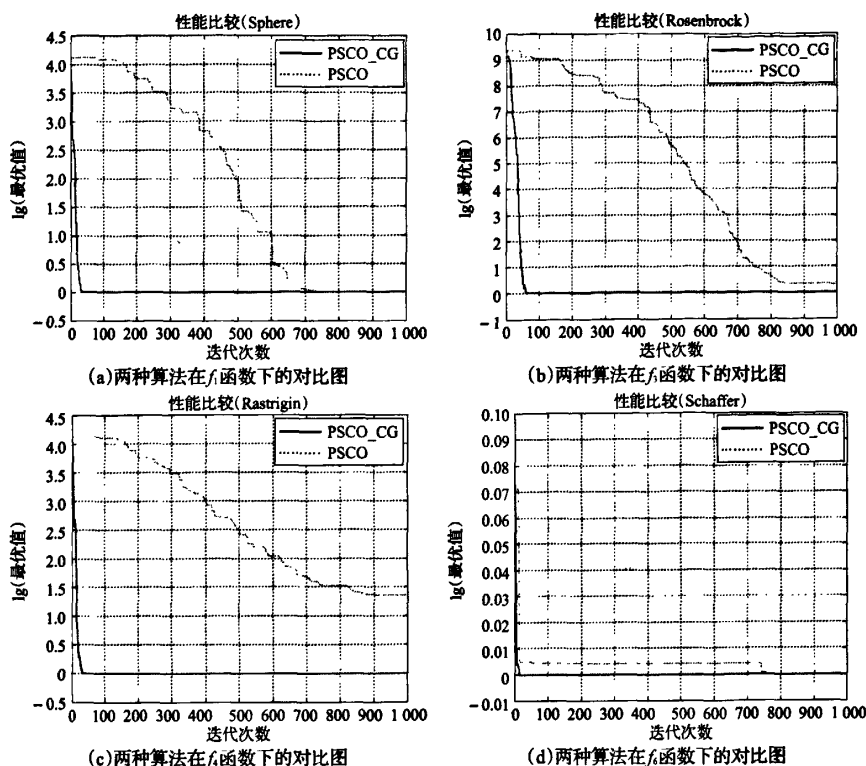


图2 四种函数下PS-CO算法和PS-CO\_CG算法仿真图

表2 仿真结果

测试函数	算法名称	初始最优值	最终最优值	迭代次数	最优平均值
$f_1$	PS-CO	1.309 7E+004	0	992	2.94E+003
	PS-CO_CG	1.094 7E+004	0	53	13.507 487
$f_2$	PS-CO	2.795 6E+009	1.130 207	-	2.87E+006
	PS-CO_CG	3.000 0E+009	0	109	9.29E+006
$f_3$	PS-CO	1.321 4E+004	21.910 710	-	3.13E+003
	PS-CO_CG	1.099 4E+004	0	50	13.270 712
$f_4$	PS-CO	0.178 291	0	771	9.53E-003
	PS-CO_CG	0.253 003	0	33	3.53E-004

此时函数  $f_1$  的全局最优值为1,取对数以后为0,如此构造是为了仿真图显示方便,即对函数值加1的方法。图2为针对四个函数两种算法的对比收敛图。

由以上的数据和4个仿真图可以看出:

(1)求取函数  $f_1$  的全局最小点的过程中,两种算法都能最终收敛,PS-CO算法收敛到0的迭代次数在900多,PS-CO\_CG算法能迅速收敛。由平均最优来看,稳定性PS-CO\_CG算法好,PS-CO算法差。

(2)  $f_2$  函数比较难优化,PS-CO算法没收敛到全局最优,而PS-CO\_CG算法能够在100次迭代以内收敛到0,性能明显提高。

(3)优化  $f_3$  函数的过程中,两种算法的性能差异较大,PS-CO\_CG算法好,PS-CO算法差。

(4)两种算法对  $f_4$  函数的优化能力差不多,前期函数值下降都很快,但PS-CO算法都发生了停顿,还是PS-CO\_CG算法更胜一筹。无论在求解哪一个函数的全局最小点时,从算法的收敛结果和收敛速度看,提出的PS-CO\_CG算法都要明显优于PS-CO算法,而对于PS-CO算法在  $f_3$  函数和  $f_4$  函数都陷入了局

部最小点,而无法找到全局最小点0,这也从另一方面说明在多模态函数中  $f_3$  函数和  $f_4$  函数要比  $f_1$  函数复杂。

## 5 结论

对基本粒子群算法进行了分析和改进,归纳现有的几种多群协同优化算法的改进措施,提出一种结合文化算法和高斯变异的多种群粒子群算法化,信仰空间和各群体空间按PSO算法独自进化,可以降低算法耦合度。各群体定期通过接受操作来更新信仰空间,信仰空间则定期通过影响操作来引导各群体进化,并且采用高斯变异的方法进行处理,最后和李爱国多种群协同PSO算法进行了对比实验,实验结果表明,PS-CO\_CG算法在单模态函数和多模态函数的优化问题上均好于PS-CO算法,通过对  $f_3$  函数和  $f_4$  函数的测试证明其提高了种群跳出局部极值的能力,具有更快的收敛速度和更高的优化精度。

## 参考文献:

- [1] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]//Proceeding of IEEE International Conference on Neural Networks, Perth, Australia, 1995:1942-1948.
- [2] Eberhart R, Kennedy J A. A new optimizer using particle swarm theory[C]//Proc 6th International Symposium on Micro Machine and Human Science, 1995:39-43.
- [3] Shi Y H, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[C]//Proceeding of IEEE Conference on Evolutionary Computation, Anchorage, 1998:69-73.

(下转96页)

### 3.2 根据网络休眠时间 $T_{ns}$ 比较性能

设工作时间  $T_w=0.2$  s, 如图8(a)所示, 在允许的网络休眠时间内, 辐射扫描算法和周期休眠算法的网络寿命随着网络休眠时间的增加而增加, 但是, 辐射扫描算法的网络寿命相比周期休眠算法都要高出275 h。

如图8(b)所示, 当网络休眠时间较小时, 周期休眠算法在平均检测延迟方面相比辐射扫描算法性能更好, 但是随着网络休眠时间的增加, 辐射扫描算法的平均检测延迟与周期休眠算法的平均检测延迟越来越接近。例如, 当  $T_{ns}=5$  s 时, 周期休眠算法的平均检测延迟为2.4 s, 辐射扫描算法的平均检测延迟为8.9 s。当  $T_{ns}=50$  s 时, 周期休眠算法的平均检测延迟为24.9 s, 辐射扫描算法的平均检测延迟为25 s。

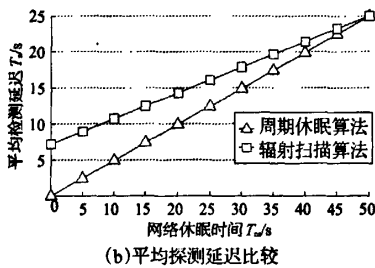
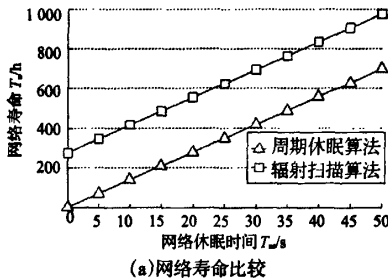


图8 不同网络休眠时间的性能比较

### 3.3 根据设防半径 $R$ 比较网络寿命

设环形扫描窗口的宽度为10 m, 工作时间  $T_w=0.2$  s, 网络休眠时间  $T_{ns}=40$  s。如图9所示, 随着设防半径的增加(环形扫描窗口的数量也随着增加), 周期休眠算法的网络寿命不变, 而辐射扫描算法的网络寿命则成比例增加。例如, 当设防半径为1 km时, 周期休眠算法的网络寿命是558 h, 辐射扫描算法的网络寿命是833 h, 当设防半径为10 km, 周期休眠算法的网络寿命依然是558 h, 辐射扫描算法的网络寿命是3 333 h,

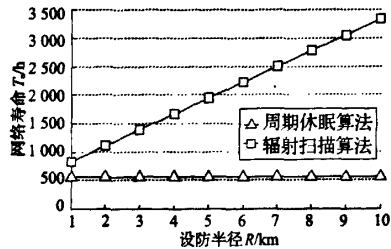


图9 不同设防半径的网络寿命比较

因此辐射扫描算法更适合大规模无线传感器网络警戒系统。

## 4 结论

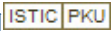
介绍了基于无线传感器网络辐射扫描算法的入侵目标检测。为了延长网络寿命, 传统做法是使用简单的周期休眠算法, 提出了辐射扫描的概念, 通过分析和仿真验证了算法的可行性和有效性, 在实现较好的平均检测延迟的同时获得了更长的网络寿命。仿真试验显示辐射扫描算法的网络寿命比周期休眠算法更长, 并且更适合大规模无线传感器网络警戒系统。

## 参考文献:

- [1] 孙利民. 无线传感器网络[M]. 北京: 清华大学出版社, 2005.
- [2] Cardei M, Thai M T, Li Y S, et al. Energy-efficient target coverage in wireless sensor networks[C]//IEEE INFOCOM SERIES 24th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, Miami, FL, 2005: 1976-1984.
- [3] Tian D, Georganas N D. A node scheduling scheme for energy conservation in large wireless sensor networks[J]. Wireless Communications and Mobile Computing Journal, 2003, 3(2): 291-292.
- [4] Elson J, Girod L, Estrin D. Fine-grained network time synchronization using reference broadcasts[C]//5th Symposium on Operation Systems Design and Implementation, Boston, USA, 2002: 147-163.
- [5] Gu Y, He T. Data forwarding in extremely low duty-cycle sensor networks with unreliable communication links[C]//5th ACM Conference on Embedded Networked Sensor Systems, Sydney, Australia, 2007: 321-334.
- [6] Lu G, Sadagopan N, Krishnamachari B, et al. Delay efficient sleep scheduling in wireless sensor networks[C]//IEEE INFOCOM SERIES 24th Annual Joint Conference of the IEEE Computer and Communications Societies, Miami FL, 2005: 2470-2481.
- [7] 赫然, 王永吉, 王霄, 等. 一种改进的自适应逃逸微粒群算法及实验分析[J]. 软件学报, 2005, 16(12): 2036-2044.
- [8] Reynolds R G. An introduction to cultural algorithms[C]//Proceedings of the 3rd Annual Conference on Evolutionary Programming, San Diego, California: [s.n.], 1994.
- [9] Guo Yinan, Gong Dunwei. Hybrid optimization method based on genetic algorithm and cultural algorithm[C]//The 6th World Congress on Intelligent Control and Automation, 2006: 3471-3475.
- [10] Lin Chinteng, Lin Chengjian. A hybrid of cooperative particle swarm optimization and cultural algorithm for neural fuzzy networks[C]//IEEE International Conference on Fuzzy systems, 2008.
- [11] 陈斌, 邹秀芬, 张建军. 一种含最优变异的微种群优化算法[J]. 海军工程大学学报, 2007, 19(2): 103-106.
- [12] Suganthan P N. Particle swarm optimizer with neighbourhood operator[C]//Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation, 1999: 1958-1962.
- [13] 李宁, 孙德宝, 岑翼刚, 等. 带变异算子的粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(17): 12-14.

(上接48页)

# 结合文化算法的多种群协同变异PSO算法

作者: 郭骥, 彭鑫, 马林华, GUO Ji, PENG Xin, MA Linhua  
作者单位: 空军工程大学工程学院, 西安, 710038  
刊名: 计算机工程与应用   
英文刊名: COMPUTER ENGINEERING AND APPLICATIONS  
年, 卷(期): 2011, 47(16)  
被引用次数: 4次

## 参考文献(13条)

1. Kennedy J;Eberhart R C [Particle swarm optimization](#) 1995
2. Eberhart R;Kennedy J [A new optimizer using particle swarm theory](#) 1995
3. Shi Y H;Eberhart R C [A modified particle swarm optimizer](#) 1998
4. Higashi N;Iba H [Particle swarm optimization with Gaussian mutation](#) 2003
5. Xie X F;Zhang W J;Yang Z L [A dissipative particle swarm optimization](#) 2002
6. 赫然;王永吉;王青 [一种改进的自适应逃逸微粒群算法及实验分析](#)[期刊论文]-[软件学报](#) 2005(12)
7. 李爱国 [多粒子群协同优化方法](#)[期刊论文]-[复旦学报\(自然科学版\)](#) 2004(05)
8. Reynolds R G [An introduction to cultural algorithms](#) 1994
9. Guo Yinan;Gong Dunwei [Hybrid optimization method based on genetic algorithm and cultural algorithm](#) 2006
10. Lin Chinteng;Lin Chengjian [A hybrid of cooperative particle swarm optimization and cultural algorithm for neural fuzzy networks](#) 2008
11. 陈或;邹秀芬;张建军 [一种含最优变异的多微粒群优化算法](#)[期刊论文]-[海军工程大学学报](#) 2007(02)
12. Suganthan P N [Particle swarm optimizer with neighborhood operator](#) 1999
13. 李宁;孙德宝;岑翼刚 [带变异算子的粒子群优化算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#) 2004(17)

## 本文读者也读过(10条)

1. 毛恒, 王永初, MAO Heng, WANG Yong-chu [一种基于差异演化的协同粒子群优化算法](#)[期刊论文]-[信息与控制](#) 2008, 37(2)
2. 石永生, 高浩, 陈家琪, SHI Yong-sheng, GAO Hao, CHEN Jia-qi [基于小波变异的粒子群算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与设计](#)2011, 32(2)
3. 王光辉, 陈杰, 潘峰 [多种群协同粒子群优化算法求解动态环境优化问题](#)[会议论文]-2008
4. 臧文科 [多种群协同进化及其在创新概念设计中的应用](#)[学位论文]2005
5. 尚剑洪, 丁敬国 [改进PSO算法协同神经网络预测带钢卷取温度](#)[会议论文]-2008
6. 周敏, ZHOU Min [基于距离的k最优粒子群优化算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#)2011, 47(15)
7. 韦鹏, 曹德欣, WEI Peng, CAO De-xin [混合三群粒子群优化算法求解min-max-min问题](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#)2010, 46(35)
8. 张锦华, 原思聪, 张晓钟, 郭海燕, ZHANG Jin-hua, YUAN Si-cong, ZHANG Xiao-zhong, GUO Hai-yan [基于人工神经网络响应面技术的多学科优化方法研究及应用](#)[期刊论文]-[西安建筑科技大学学报\(自然科学版\)](#) 2011, 43(3)
9. 林令娟, 刘希玉, LIN Lingjuan, LIU Xiyu [结合SA算法的快速微粒群优化算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#) 2011, 47(8)
10. 刘衍民, 赵庆祯, 牛奔, 邵增珍, LIU Yan-min, ZHAO Qing-zhen, NIU Ben, SHAO Zeng-zhen [基于动态邻居拓扑结构的PSO算法](#)[期刊论文]-[计算机工程](#)2011, 37(8)

#### 引证文献(4条)

1. [张朝阳](#), [李卫忠](#), [孟常亮](#) [基于文化算法多种群协作SVM选择集成算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与设计](#) 2013(8)
2. [李霞](#), [张敬敏](#), [李瑞华](#), [刘坤起](#) [正交文化算法及其在布局优化问题中的应用](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#) 2012(12)
3. [拓守恒](#), [陶维天](#) [一种求解高维多模态复杂问题的差分文化算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与科学](#) 2013(1)
4. [拓守恒](#), [陶维天](#) [一种求解高维多模态复杂问题的差分文化算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与科学](#) 2013(1)

本文链接: [http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_jsjgcyy201116015.aspx](http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_jsjgcyy201116015.aspx)