

文章编号:1671-7147(2007)05-0505-05

一种改进的粒子群优化算法

罗平^{1,2}, 姚立海³, 杨仕友¹, 倪光正^{*1}, 唐跃进⁴

(1. 浙江大学 电气工程学院, 浙江 杭州 310027; 2. 杭州电子科技大学 自动化学院, 浙江 杭州 310018; 3. 浙江大学 城市学院, 浙江 杭州 310015; 4. 华中科技大学 超导电力科学技术研究中心, 湖北 武汉 430074)

摘要:针对粒子群优化算法早熟收敛现象,提出了一种改进的粒子群优化算法.该算法将模拟退火算法的“上山性”引入粒子群算法中,同时为了增加种群的多样性,将交叉和变异算子也结合进去,形成了一种新的改进粒子群算法.比较高斯变异和柯西变异这两种变异算子对改进算法的影响.改进算法对典型函数的优化计算结果表明,与基本粒子群算法相比,改进算法能够更加快速有效的收敛到全局最优解,而且采用柯西变异算子的改进算法的效果比采用高斯变异算子的效果要好.

关键词:粒子群优化算法;柯西变异;高斯变异

中图分类号:TP 18;TP 301.6

文献标识码:A

An Improved Particle Swarm Optimization Algorithm

LUO Ping^{1,2}, YAO Li-hai³, YANG Shi-you¹, NI Guang-zheng^{*1}, TANG Yue-jin⁴

(1. College of Electrical Engineering, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China; 2. School of Automation, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou 310018, China; 3. Zhejiang University City College, Hangzhou 310015, China; 4. The Research and Development Center of Superconducting Electrical Science and Technology, Huazhong University of Science and Technology, Wuhan 430074, China)

Abstract: To solve the premature convergence problem of the Particle Swarm Optimization (PSO), an improved PSO method was proposed. In the improved method, the “uphill” movement of SA was introduced and the operations of crossover and mutation was used to keep the diversity of the population. The effects of Gauss mutation operator and the Cauchy mutation operator on the improved algorithm were compared. The optimal results on benchmark functions demonstrate that the proposed method can get the global optimal result more quickly and more efficiently than the basic PSO, and the improved algorithm which use Cauchy mutation operator outperforms the algorithm which use Gauss mutation operator regarding the quality of solutions on benchmark functions.

Key words: particle swarm optimization; cauchy mutation; gauss mutation

收稿日期:2006-03-03; 修订日期:2006-04-10.

基金项目:国家863计划项目(2002AA306331).

作者简介:罗平(1978-),女,湖北随州人,电气工程专业博士研究生.

*通讯联系人:倪光正(1938-),男,浙江镇海人,教授,博士生导师.主要从事电磁场工程、电机电磁场理论及应用的研究. Email: niggz@cee. zju. edu. cn

目前,通过模拟生物群体行为解决计算问题已经成为新的研究热点,并形成了以群体智能为核心的理论体系.通过对生物群体的观察和研究发现,生物群体内个体间的合作与竞争等复杂性行为产生的群体智能往往能对某些特定的问题提供高效的解决方法.美国 Kennedy 和 Eberhar 受鸟群觅食行为的启发,于 1995 年提出了粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)^[1].

PSO 算法概念简单,容易实现,但是与其他全局优化算法(如遗传算法)一样,粒子群优化算法同样存在早熟收敛现象,尤其是在比较复杂的多峰搜索问题中.目前已提出了多种改进算法^[2-6],虽然对 PSO 算法性能有一定改善,但同样无法从根本上解决早熟收敛问题.为了克服基本 PSO 算法的不足,文中将模拟退火算法的“上山性”引入粒子群算法中,同时为了增加种群的多样性,将交叉和变异算子结合进去,以期提高 PSO 算法的收敛速度和全局搜索能力.

1 粒子群优化算法的基本原理

在 PSO 中,每个优化问题的潜在解都是搜索空间中一只鸟,称之为“粒子”.所有的粒子都有一个由被优化的函数决定的适应值(fitness value),每个粒子还有一个速度决定其飞翔的方向和距离.在每一次迭代中,粒子通过跟踪两个“极值”来更新自己.第一个就是粒子自身所找到的最优解,这个解称为个体极值 p_{id} ;另一个极值是整个种群目前找到的最优解,这个极值是全局极值 p_{gd} .在找到这两个最优值后,粒子根据下式更新自身速度和新的位置^[7]:

$$v_{id}(m) = W \cdot v_{id}(m-1) + c_1 \cdot R_1(p_{id} - x_{id}(m-1)) + c_2 \cdot R_2(p_{gd} - x_{id}(m-1)) \quad (1)$$

$$x_{id}(m) = x_{id}(m-1) + v_{id}(m) \quad (2)$$

式中: $i = 1, 2, \dots, N$, N 为该群体中粒子的总数; $x_{id}(m)$ 为第 m 次迭代粒子的位置向量; c_1, c_2 为学习因子; R_1, R_2 为均匀分布在 $(0, 1)$ 区间的随机数.一般取学习因子 $c_1 = c_2 = 2$.粒子在解空间内不断跟踪个体极值与全局极值进行搜索,直到达到规定的迭代次数或满足规定的误差标准为止.粒子在每一维飞行的速度不能超过算法设定的最大速度.为了便于区分,这个粒子群算法在文中称为基本粒子群算法.

2 改进的 PSO 算法

由式(1)可以看出,粒子在追逐最优粒子过程

中,越接近最优粒子,其速度越小,因此粒子群呈现出强烈的“趋同性”,表现在优化性能上就是基本 PSO 算法易陷入局部极小点.作者将模拟退火算法的“上山性”以及交叉和变异算子引入粒子群算法中,形成了一种新的改进粒子群算法.

模拟退火算法中可以通过控制温度的高低以控制算法突跳能力的强弱,高温下的强突跳性有利于避免陷入局部极小,低温下的趋化性寻优有利于提高局部搜索能力;控制温度的下降速率,可控制突跳能力的下降幅度,影响搜索过程的平衡性.因此模拟退火算法中的 Metropolis 准则被用在混合算法中对产生的新粒子进行选择.

交叉操作的主要目的是为了使产生的新粒子能够继承父母粒子的优点,从而有助于产生优良个体.如两个父母粒子均处于不同的局部最优区域,那么两者交叉产生的后代粒子往往能够摆脱局部最优,而获得改进的搜索结果^[8].在每次迭代过程中,交叉算子都以一定的交叉概率从所有粒子中选择出待交叉的粒子,然后这些粒子之间两两随机组合进行交叉操作产生子代粒子.

子代粒子的位置和速度矢量表示为

$$\text{child}_1(x_{id}) = r_i \cdot \text{parent}_1(x_{id}) + (1 - r_i) \cdot \text{parent}_2(x_{id}) \quad (3)$$

$$\text{child}_2(x_{id}) = r_i \cdot \text{parent}_2(x_{id}) + (1 - r_i) \cdot \text{parent}_1(x_{id}) \quad (4)$$

$$\text{child}_1(v) = \frac{\text{parent}_1(v) + \text{parent}_2(v)}{|\text{parent}_1(v) + \text{parent}_2(v)|} \cdot |\text{parent}_1(v)|, \quad (5)$$

$$\text{child}_2(v) = \frac{\text{parent}_1(v) + \text{parent}_2(v)}{|\text{parent}_1(v) + \text{parent}_2(v)|} \cdot |\text{parent}_2(v)| \quad (6)$$

式中: r_i 为 $(0, 1)$ 区间均匀分布的随机数; $\text{parent}_1(x_{id})$ 和 $\text{parent}_2(x_{id})$ 为父代粒子的位置; $\text{parent}_1(v)$ 和 $\text{parent}_2(v)$ 为父代粒子的速度; $\text{child}_1(x_{id})$ 和 $\text{child}_2(x_{id})$ 为子代粒子的位置; $\text{child}_1(v)$ 和 $\text{child}_2(v)$ 为子代粒子的速度.

由于 PSO 算法依靠的是群体之间的合作与竞争,粒子自身没有变异机制,因而单个粒子一旦受到某个局部极值约束后很难跳出该约束,此时需要借助其他粒子的成功发现.因此,如果大部分粒子均被相同的局部极值所限制,PSO 算法即易出现暂时的停滞现象.为了克服停滞现象,可以考虑引入适当的变异机制.文中采用了两种变异算子:高斯变异算子^[9]和柯西变异算子.

高斯分布(正态分布)的概率密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad -\infty < x < \infty \quad (7)$$

柯西分布的概率密度函数为

$$f(x) = \frac{1}{\pi} \cdot \frac{a}{a^2 + x^2} \quad -\infty < x < \infty \quad (8)$$

式中: a 为尺度参数。

图1是柯西和高斯分布概率密度函数曲线。对比概率密度函数图($a=1, \sigma=1$)可见:柯西分布在原点处的峰值比高斯分布小,而两端长扁形状趋近于零的速度比高斯分布慢。因此,基于高斯分布的邻域函数产生小扰动的概率较大而产生大扰动的概率几乎为零,基于柯西分布的邻域产生小扰动的能力相对高斯分布有所下降而产生大扰动的能力增强。这样经过柯西变异的粒子就更有可能跳出局部最小值,从而增强了算法的全局搜索能力。

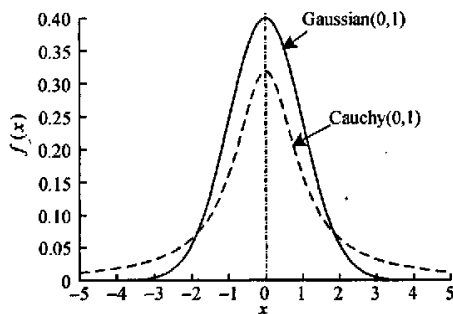


图1 柯西和高斯分布概率密度函数

Fig. 1 The comparison of the cauchy probability density and the gaussian probability density functions

变异的数学式表示为

$$\text{mut}(x_i) = x_i \cdot (1 + K \cdot \text{Cauchy}(\sigma_i)) \quad (9)$$

式中: σ_i 为第*i*维搜索区间长度的0.1倍,这个系数是通过大量的试验数据获得的; K 为比例系数,在迭代过程中由1.0逐渐线性递减到0.这样就使得PSO算法在开始迭代时有较强的全局搜索能力,而在迭代快结束时有较强的局部搜索能力,从而在不影响其全局搜索能力的情况下提高了算法的搜索效率。

为了简方便,文中将采用高斯变异的改进粒子群算法记作PSOG,将采用柯西变异的改进粒子群算法记作PSOC。

综上所述,改进算法的流程为:

1) 初始化参数:交叉概率 p_c ;变异概率 p_m ;退火初始温度 T ;冷却系数 λ ;粒子总数 N 和学习因子 c_1, c_2 。

2) 随机产生初始粒子群体。计算每个粒子的适应值并且设定 p_i, p_g 和 f_{opt} 的初始值。

3) 对于每个粒子,用式(1)和式(2)更新其速度和位置,计算更新后粒子的适应值。

4) 从粒子群中以概率 p_c 选择指定数量的粒子形成一个子种群。

5) 从子种群中随机选择两个粒子 x_i 和 x_j 按照式(3)~式(6)进行交叉操作,产生两个新个体 x'_i 和 x'_j ,计算其对应的适应函数值 $f(x'_i), f(x'_j)$ 。如果 $f(x'_i) < f(x_i)$ 或 $f(x'_j) < f(x_j)$ 成立,就接受 x'_i 或 x'_j 作为子种群的新个体;反之,则以概率 $\exp(-\Delta f_i/T)$ 或 $\exp(-\Delta f_j/T)$ 接受 x'_i, x'_j 作为新个体。重复上面的步骤,直到产生的新个体数目与父代的粒子数目相同。

6) 对交叉后产生的新种群按变异概率 p_m 选择粒子,形成新的子种群。

7) 从子种群中随机选择粒子 x_k ,按式(9)进行高斯变异或者柯西变异操作,产生一个新的粒子 x'_k 。计算其 $f(x'_k)$ 。如果 $f(x'_k) < f(x_k)$,就接受 x'_k 作为子种群的新个体,否则以概率 $\exp(-\Delta f_k/T)$ 接受 x'_k 作为新个体。重复上面的步骤,直到产生的新个体数目与变异前的子种群粒子数目相同。更新 p_i, p_g 和 f_{opt} 。

8) 判断是否满足收敛条件。如果满足,转到7);否则, $T = \lambda T$ 跳转到3)。

9) 输出 p_g 和 f_{opt} ,程序结束。

3 数学函数验证

为了验证改进PSO算法的正确性和有效性,文中选用下面的不同特性典型函数对其进行测试。所选的典型函数包括:

1) 多峰极小函数

$$f_1(x, y) = \frac{(\sin\sqrt{x^2 + y^2})^2 - 0.5}{(1 + 0.001(x^2 + y^2))^2} + 0.5 \quad -100 \leq x, y \leq 100 \quad (10)$$

该函数是由J. D. Schaffer提出的,常用来作为测试函数。它的全局最优点位于点(0, 0),且 $f_{opt} = 0$ 。尽管这个函数只是一个简单的二维函数,但它在距全局最优点大约3.14范围内存在无穷多个局部极小将其包围,并且函数强烈振荡,因此一般很难得到最优解。

2) 单级小且有平坦区的Rosenbrock函数

$$f_2(x, y) = 100(x^2 - y)^2 + (1 - x^2)^2 \quad -100 \leq x, y \leq 100 \quad (11)$$

该函数的全局最优点位于点(1, 1),且 $f_{opt} = 0$ 。Rosenbrock函数的最小值位于非常狭窄的一个条带上,沿着这一条带,函数变化非常缓慢。因此

Rosenbrock 函数虽然是一个单峰值的函数,但它常被广泛应用于测试全局优化算法的搜索效率。

3) 多极小函数(Griewank's function 8 函数)

$$f_3(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^2 x_i^2 - \prod_{i=1}^2 \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$$

$$-100 \leq x, y \leq 100 \quad (12)$$

该函数的全局最优值位于点(0, 0), 且 $f_{\text{opt}} = 0$ 。

4) 多极小函数(Schwefel's function 7 函数)

$$f_4(x, y) = -x \sin(\sqrt{|x|}) - y \sin(\sqrt{|y|})$$

$$-500 \leq x, y \leq 500 \quad (13)$$

此函数由 H. P. Schwefel 提出, 全局最小点出现在 (420.968 7, 420.968 7) 处, 且 $f_{\text{opt}} = -837.966 7$ 。

为了便于比较, 3 种算法的参数设置相同。粒子群的规模为 10, $c_1 = c_2 = 2$ 。权系数 w 随着迭代的进行从 1 线性递减到 0.4。粒子每维最大的速度设置为该维搜索区间长度的一半, 当粒子飞出搜索区间时, 其速度就被反向, 并乘以一个衰减系数 Δd [10], Δd 是 [0.4, 1] 区间均匀分布的随机数。最大的迭代次数设置为 1 000。为了比较两种算法一般情况下的寻优能力, 每种算法分别对目标函数寻优了 500 次, 并以这 500 次所得函数全局最小值点的平均值和全局最小值的平均值作为算法的衡量指标。

图 2~图 5 分别给出了 PSO, PSOG 和 PSOC 算法对函数 $f_1 \sim f_4$ 寻优得到各代平均全局最小值的对数随进化次数变化的曲线(500 次独立运行的平均)。

从图中可以看出, PSOG 和 PSOC 优化算法的收敛性明显优于基本粒子群优化算法的收敛性; 尤其是当迭代次数到达一定的大小, PSOG 和 PSOC 的收敛速度明显比 PSO 快, 从而说明改进算法提高了收敛速度。同时从图中还可看出, PSOC 的收敛速度比 PSOG 快。

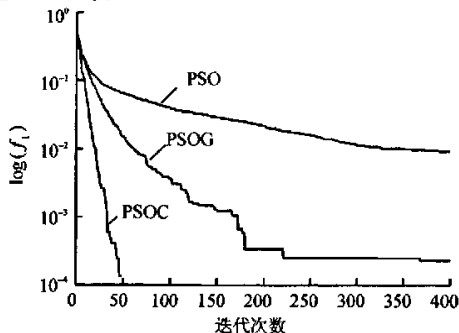


图 2 PSO, PSOG 和 PSOC 对 f_1 寻优的收敛轨迹

Fig. 2 The convergence trajectories of PSO, PSOG and PSOC for f_1

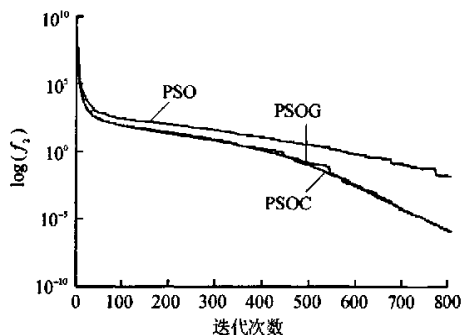


图 3 PSO, PSOG 和 PSOC 对 f_2 寻优的收敛轨迹

Fig. 3 The convergence trajectories of PSO, PSOG and PSOC for f_2

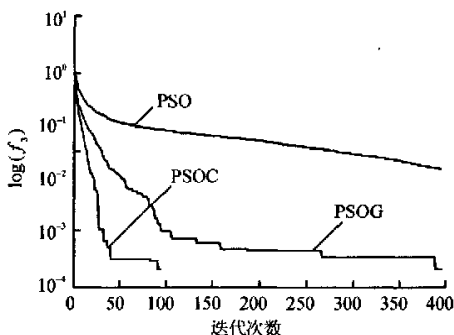


图 4 PSO, PSOG 和 PSOC 对 f_3 寻优的收敛轨迹

Fig. 4 The convergence trajectories of PSO, PSOG and PSOC for f_3

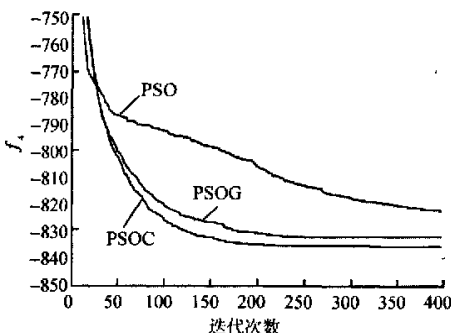


图 5 PSO, PSOG 和 PSOC 对 f_4 寻优的收敛轨迹

Fig. 5 The convergence trajectories of PSO, PSOG and PSOC for f_4

表 1 给出了两种不同优化算法求解该问题的计算结果。可以看出, 改进后的 PSO 算法不仅收敛速度比基本 PSO 算法提高, 全局搜索能力也比基本 PSO 算法强。对于 500 次运行的结果, PSOC 和 PSOG 的目标函数值标准方差都比基本 PSO 的小, 这说明与基本 PSO 相比, 改进算法具有更强的鲁棒性, 而且 PSOC 寻优所得到的平均最优解和优化值均方差这两项指标都优于 PSOG 寻优所得到的。

数值仿真的结果同样验证了对于柯西变异和高斯变异的分析,即柯西分布其两端较慢趋于零的长扁平形状使最容易产生大步长扰动,结合模拟退火算法(SA)的接受函数使算法的全局优化度和可靠性最好,基于高斯分布的邻域函数产生小扰动的

概率较大而产生大扰动的概率几乎为零,基于柯西分布的邻域产生小扰动的能力相对高斯分布有所下降而产生大扰动的能力增强.这样经过柯西变异的粒子则更有可能跳出局部最小值,从而增强了算法的全局搜索能力.

表 1 PSO、PSOG 和 PSOC 仿真结果的比较

Tab.1 Comparison of simulation results of PSO、PSOG and PSOC

函数	算法	平均迭代次数	最优解	平均最优解	优化值均方差
f_1	PSO	4 000	$1.961\ 3\times 10^{-8}$	$9.149\ 7\times 10^{-3}$	$1.501\ 7\times 10^{-4}$
	PSOG	6 000	0	0	0
	PSOC	6 000	0	0	0
f_2	PSO	8 000	$1.341\ 7\times 10^{-12}$	$4.723\ 6\times 10^{-3}$	$3.155\ 1\times 10^{-3}$
	PSOG	12 000	$7.533\ 3\times 10^{-12}$	$5.575\ 8\times 10^{-4}$	$3.834\ 1\times 10^{-4}$
	PSOC	12 000	$1.241\ 3\times 10^{-11}$	$1.414\ 7\times 10^{-4}$	$1.284\ 6\times 10^{-4}$
f_3	PSO	4 000	$3.084\ 8\times 10^{-6}$	$1.734\ 2\times 10^{-2}$	$8.183\ 4\times 10^{-4}$
	PSOG	6 000	0	0	0
	PSOC	6 000	0	0	0
f_4	PSO	6 000	-837.965 70	-820.35	2.387 0
	PSOG	6 000	-837.965 77	-832.04	2.594 4
	PSOC	6 000	-837.965 77	-836.78	1.184 38

4 结 语

文中将模拟退火算法的“上山性”和交叉和变异算子引入基本粒子群算法中,并且比较高斯变异和柯西变异这两种变异算子对改进算法性能的

影响.典型函数的验证结果表明,改进算法不仅收敛速度比基本 PSO 快,鲁棒性也比基本 PSO 强.而且对于函数优化而言,柯西变异似乎效果比高斯变异的效果更好.在今后的工作中,还要进一步从数学理论的角度来研究改进算法,从而提高改进算法的理论基础.

参考文献:

[1] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]// IEEE International Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ: IEEE Press, 1995.

[2] SHI Y, Eerhart R C. Fuzzy adaptive particle swarm optimization[C]// IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2001.

[3] Ciuprina G, Ioan D, Munteanu I. Use of intelligent-particle swarm optimization in electromagnetics[J]. IEEE Trans on Magnetics, 2002, 38(2):1037-1040.

[4] Clere M, Kennedy J. The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space[J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(1):58-73.

[5] Breaban M, Luchian H. PSO under an adaptive scheme [C]// The 2005 IEEE Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2005.

[6] Robinson J, Yahya R S. Particle swarm optimization in electromagnetics [J]. IEEE Trans on Antennas and Propagation, 2004, 52(2): 397-407.

[7] SHI Y, Eberhart R. A modified particle swarm optimizer[C]// IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ:IEEE Press, 1998.

[8] Løvbjerg M, Rasmussen T K, Krink T. Hybrid particle swarm optimiser with breeding and subpopulations [C]// The Third Genetic and Evolutionary Computation Conference. San Francisco, CA: Morgan Kaufmann Press, 2001.

[9] Higasshi N, IBA H. Particle swarm optimization with gaussian mutation[C]// IEEE Swarm Intelligence Symposium. Piscataway, NJ:IEEE Press, 2003.

[10] HUANG T, Mohan A S. A hybrid boundary condition for robust particle swarm optimization [J]. IEEE Antennas and Wireless Propagation Letters, 2005 (4): 72-79.

(责任编辑:邢宝妹)

一种改进的粒子群优化算法

作者：[罗平](#), [姚立海](#), [杨仕友](#), [倪光正](#), [唐跃进](#), [LUO Ping](#), [YAO Li-hai](#), [YANG Shi-you](#), [NI Guang-zheng](#), [TANG Yue-jin](#)

作者单位：[罗平, LUO Ping\(浙江大学, 电气工程学院, 浙江, 杭州, 310027;杭州电子科技大学自动化学院, 浙江, 杭州, 310018\)](#), [姚立海, YAO Li-hai\(浙江大学, 城市学院, 浙江, 杭州, 310015\)](#), [杨仕友, 倪光正, YANG Shi-you, NI Guang-zheng\(浙江大学, 电气工程学院, 浙江, 杭州, 310027\)](#), [唐跃进, TANG Yue-jin\(华中科技大学, 超导电力科学技术研究与发展中心, 湖北, 武汉, 430074\)](#)

刊名：[江南大学学报（自然科学版）](#) **ISTIC**

英文刊名：[JOURNAL OF JIANGNAN UNIVERSITY \(NATURAL SCIENCE EDITION\)](#)

年, 卷(期): 2007, 6(5)

被引用次数: 5次

参考文献(10条)

1. [Kennedy J;Eberhart R](#) [Particle swarm optimization](#) 1995
2. [SHI Y;Eerhart R C](#) [Fuzzy adaptive particle swarm optimization](#)[外文会议] 2001
3. [Ciuprina G;Ioan D;Munteanu I](#) [Use of intelligent-particle swarm optimization in electromagnetics](#)[外文期刊] 2002(02)
4. [Clere M;Kennedy J](#) [The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space](#) 2002(01)
5. [Breaban M;Luchian H](#) [PSO under an adaptive scheme](#)[外文会议] 2005
6. [Robinson J;Yahya R S](#) [Particle swarm optimization in electromagnetics](#)[外文期刊] 2004(02)
7. [SHI Y;Eberhart R](#) [A modified particle swarm optimizer](#) 1998
8. [L0vbjerg M;Rasmussen T K;Krink T](#) [Hybrid particle swarm optimiser with breeding and subpopulations](#) [外文会议] 2001
9. [Higasshi N;IBA H](#) [Particle swarm optimization with gaussian mutation](#)[外文会议] 2003
10. [HUANG T;Mohan A S](#) [A hybrid boundary condition for robust particle swarm optimization](#)[外文期刊] 2005(04)

本文读者也读过(7条)

1. [王德强](#). [罗琦](#). [祁佳](#). [WANG De-qiang](#). [LUO Qi](#). [QI Jia](#) 一种改进的粒子群优化算法[期刊论文]-计算机工程与应用 2008, 44(9)
2. [周箭](#). [陈隆道](#). [樊伟敏](#). [Zhou Jian](#). [Chen Longdao](#). [Fan Weimin](#) 新型电参数综合测试与分析仪的应用研究[期刊论文]-电工技术杂志1999(4)
3. [武燕](#). [张冰](#). [Wu Yan](#). [Zhang Bing](#) 一种改进的粒子群优化算法[期刊论文]-价值工程2011, 30(7)
4. [陈隆道](#). [陈云](#). [周箭](#) 指数函数型过程信号的统一AR模型[期刊论文]-浙江大学学报(工学版)2004, 38(6)
5. [党明梅](#). [王振雷](#). [钱锋](#) 基于双变异算子的混合粒子群优化算法[会议论文]-2009
6. [贺伟](#). [邱毅娇](#). [唐普英](#). [HE Wei](#). [QIU Yijiao](#). [TANG Puying](#) 具有量子行为的粒子群优化算法惯性权重研究及应用[期刊论文]-现代电子技术2008, 31(20)
7. [段富](#). [苏同芬](#). [DUAN Fu](#). [SU Tong-fen](#) 免疫粒子群算法的改进及应用[期刊论文]-计算机应用2010, 30(7)

引证文献(5条)

1. [李静](#). [吴陈](#) 一种基于分工合作的粒子群优化算法[期刊论文]-科学技术与工程 2009(16)

2. [曲良东](#), [何登旭](#) [基于单纯形法的双群人工鱼群算法](#)[期刊论文]-[计算机应用](#) 2008(8)
3. [罗平](#), [陈巧勇](#), [杨仕友](#), [倪光正](#) [300MJ环状高温超导储能磁体的优化设计](#)[期刊论文]-[低温与超导](#) 2009(1)
4. [卢青波](#), [张学良](#), [温淑花](#), [兰国生](#), [刘丽琴](#) [高斯变异差分进化算法及其应用研究](#)[期刊论文]-[工程设计学报](#) 2012(5)
5. [张潇丹](#), [胡峰](#), [赵力](#) [基于改进的蛙跳算法与支持向量机的实用语音情感识别](#)[期刊论文]-[信号处理](#) 2011(5)

本文链接: http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_jiangndxxb200705001.aspx