

# 多粒子群协同进化算法

许珂<sup>1</sup>, 刘栋<sup>2</sup>XU Ke<sup>1</sup>, LIU Dong<sup>2</sup>

1.德州学院 计算机系, 山东 德州 253000

2.山东师范大学 信息科学与工程学院, 济南 250014

1.Department of Computer Science &amp; Technology, Dezhou University, Dezhou, Shandong 253000, China

2.School of Information Science and Engineering, Shandong Normal University, Jinan 250014, China

E-mail: dezhouke@163.com

XU Ke, LIU Dong. Algorithm of multi-PSO co-evolution based on GA and PSO. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(3): 51-54.

**Abstract:** Firstly introduced genetic algorithms and particle swarm optimization algorithms, based on which an algorithm of multi-PSO co-evolution is proposed. Four benchmark function are tested and shown that the performance of the MPSOE3 algorithm is better than basic PSO algorithm. Lastly extended the algorithm and given a model of multi-swarm co-evolution, which is based on computational intelligence.

**Key words:** genetic algorithms; Particle Swarm Optimization (PSO); co-evolution; multi-swarm

**摘 要:** 针对遗传算法收敛速度慢且易于陷入局部最优, 而微粒群算法存在早熟的现象, 提出了一种多粒子群协同进化算法, 在多个粒子群协同进化的同时, 通过构建基因库, 使较劣的粒子根据基因库进行遗传操作, 用 4 个基准函数进行实验表明, 算法 MP-SOE3 性能明显优于基本 PSO 算法, 最后对该算法进行了推广, 给出了一种基于计算智能的多群协同进化模型。

**关键词:** 遗传算法; 粒子群优化; 协同进化; 多种群

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2009.03.014 文章编号: 1002-8331(2009)03-0051-04 文献标识码: A 中图分类号: TP301.6

## 1 引言

计算智能(Computational Intelligence, CI)的研究开始于 20 世纪 90 年代初。1992 年, Bezdek<sup>[1]</sup>在《Approximate Reasoning》学报上首次给出了计算智能的定义; 1994 年, IEEE 神经网络委员会在 Orlando 召开了 IEEE 首次国际计算智能大会(World Conference on Computational Intelligence)。这次会议首次将进化计算、人工神经网络和模糊系统这三个领域合并在一起, 形成了“计算智能”这个统一的技术范畴。计算智能是从模拟自然界生物体系和人类智能现象发展而来, 用计算机模拟和再现人类的某些智能行为, 并用于改造自然的工程实践的一种新型人工智能研究领域。从方法上讲, 目前计算智能主要包括进化计算、人工神经网络和模糊系统三个领域。计算智能的最大特点就是不需要建立问题本身精确的数学模型, 适合于解决那些因为难以建立有效的形式化模型而用传统人工智能技术又难以有效解决甚至无法解决的问题。

进化计算(Evolutionary Computation, EC)是一种借鉴生物界自然选择和进化机制发展起来的高度并行、随机、自适应搜索算法。简单而言, 它使用了群体搜索技术, 将种群代表一组问题解, 通过对当前种群施加一系列规定的操作, 从而产生新一代种群, 并逐步使种群进化到包含近似最优解的状态。目前研

究的进化算法主要有: 遗传算法<sup>[2]</sup>、蚁群算法、粒子群算法<sup>[3-6]</sup>、进化规划和进化策略等。这几种算法是彼此独立发展起来的, 各自有不同的侧重点, 不同的生物进化背景, 各自强调了生物进化过程中的不同特性。

## 2 遗传算法

生物种群的生存过程普遍遵循达尔文的物竞天择, 适者生存的进化准则。1975 年 Holland 在《Adaptation in Natural and Artificial Systems》<sup>[2]</sup>中首次提出了遗传算法, 经过三十多年的研究, 现在已经发展到一个比较成熟的阶段, 并且在实际中取得了良好的应用。遗传算法是模拟生物遗传学和自然选择机理, 通过人工方式构造的一类优化搜索算法, 是对生物进化过程进行的一种数学仿真, 是进化计算的一种重要形式。其基本原理包括: 编码与解码、适应度函数、遗传操作。

(1) 编码与解码。编码是将问题结构变换为位串形式编码表示的过程; 相反地, 解码将位串形式编码表示变换为原问题的结构。我们也把位串形式表示叫做染色体。解码是编码的逆过程, 两者是一一对应的, 常用的编码方法主要有: 二进制编码、浮点数编码、格雷码、符号编码等。

(2) 适应度函数。适应度函数是对问题中每个染色体进行

基金项目: 山东省自然科学基金重大项目 (No.Z2004G02); 山东省教育厅计划项目 (No.J05G01); “泰山学者”建设工程专项经费资助。

作者简介: 许珂 (1977-), 女, 讲师, 主要研究方向: 群体智能优化、数据挖掘; 刘栋, 硕士研究生, 主要研究方向: 群体智能优化、进化计算。

收稿日期: 2008-01-08 修回日期: 2008-04-02

优劣度量的函数,反映了染色体的适应能力。通过适应度函数来决定染色体的优劣程度,它体现了自然进化中的优胜劣汰原则。

(3)遗传操作。简单遗传算法的遗传操作主要有三种:选择、交叉、变异。选择是根据个体的优劣程度决定它在下一代是被淘汰还是被遗传;交叉操作的简单方式是将选择出来的两个个体作为父个体,将两者的部分码值进行交换;变异操作可以简单认为是改变数码串的某个位置上的数码。简单遗传算法的求解步骤如图1所示。

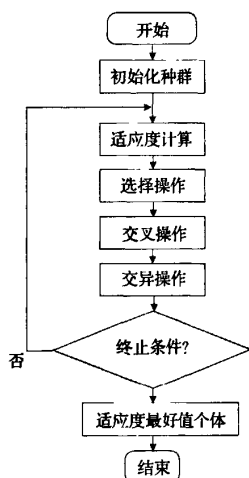


图1 简单遗传算法流程图

### 3 粒子群优化

粒子群优化(Particle Swarm Optimization, PSO)是 Kennedy 和 Eberhart<sup>[3-4]</sup>在 1995 年提出的一种基于群体智能的进化计算模型。其基本思想源于对鸟群捕食行为的研究,是对简单社会系统的模拟。它是一种基于迭代策略的优化算法,以粒子对解空间中最优粒子的追随进行解空间的搜索。同遗传算法相比,PSO 的优点在于结构简单易实现,算法参数简洁。因此,PSO 被广泛地应用于函数优化、神经网络训练、模式识别、模糊系统控制、数据聚类等领域。

设粒子群的规模为  $m$ ,  $U=\{X_1, X_2, \dots, X_i, \dots, X_m\}$ ,  $1 \leq i \leq m$  表示粒子的集合。对于每个粒子  $X_i$ ,  $1 \leq i \leq m$ , 定义  $n$  维向量  $x_i = \{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{in}\}$ ,  $1 \leq j \leq n$ , 其中对于每个粒子  $X_i$ ,  $x_i$  对应优化问题解空间的一个候选解。定义  $n$  维向量  $v_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{ij}, \dots, v_{in}\}$ ,  $1 \leq j \leq n$  为粒子的速度。 $w$  为惯性权重,  $n$  维向量  $p_i^l$  为粒子  $X_i$  从初始状态到当前迭代状态所获得的适应度最优的解向量。 $n$  维向量  $p_i^g$  为粒子  $X_i$  的邻域种群从初始状态到当前迭代状态所获得的适应度最优的解向量。在每一次迭代中,粒子通过  $p_i^l$  和  $p_i^g$  更新自己的速度和位置:

$$v_i = w * v_i + c_1 * rand() * (p_i^l - x_i) + c_2 * Rand() * (p_i^g - x_i) \quad (1)$$

$$x_i = x_i + v_i \quad (2)$$

其中,  $w$  为惯性权重,通常  $w \in [0, 1]$ ,  $c_1$  和  $c_2$  为常数因子,  $rand()$  和  $Rand()$  是均匀分布在  $(0, 1)$  之间的随机数。 $v_i \in [v_{\min}, v_{\max}]$ , 当粒子的速度超过边界时设置为边界值。

目前,国内外学者在 PSO 的算法分析、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>[5]</sup>等人通过实验分析了参数  $w$  对粒子群的影响,  $w$  较大时有利于粒子群进行全局搜索,  $w$  较小时有利于粒子群进行局部搜索; Clerc<sup>[6]</sup> 和 van den Bergh<sup>[7]</sup> 对于 PSO 的收敛性和稳定性作了初步分析,并给出了一些保证 PSO 算法收敛的参数条件;文献[8]提出了一种保证全局收敛的 PSO 算法; Krohling<sup>[9]</sup> 摒弃了经验化的参数设置,提出了 Gaussian Swarm 算法。受蚁群优化(ACO)算法的启发, Abdelbar<sup>[10]</sup> 等通过在基本速度更新公式中加入本能函数(Instinct Function),提出了一种改进的粒子群算法——Fuzzy PSO。文献[11]在 PSO 算法中引入遗传操作,提出了一种杂交算法。结合 PSO 和 GA 操作,第 4 章给出了一种多粒子群协同进化算法。

### 4 多粒子群协同进化算法(MPSO)

协同进化是模仿自然界生态系统中物种间的协作进化机制而得到的进化计算思想,它借鉴了生态学的种群协同理论,运用了种群间的自动调节、自动适应原理。协同进化的各个种群相互驱使,相互影响和制约,以提高各自和全局的性能。遗传算法为那些难以找到传统数学模型的问题提供了一个解决方法,但是,它的收敛速度比较慢,易于陷入局部最优解;而 PSO 算法存在早熟现象。为此,提出了多群协同进化模型,在多个粒子群协同进化的同时,通过构建基因库,使较差的粒子根据基因库进行遗传操作,从而算法性能得到了改进。

在多粒子群协同进化算法中,把粒子随机初始化为  $n$  个群,记为  $S_i$ ,  $1 \leq i \leq n$ , 种群之间通过共享信息完成协作进化。每个粒子群按照一定的进化规则进化,设计了 3 种进化规则进行测试,分别记为:  $E_1, E_2, E_3$ , 如下所示:

$$E_1: v_i = w * v_i + c_1 * rand() * (p_i^l - x_i) + c_2 * Rand() * (p_i^g - x_i) \quad (3)$$

$$E_2: v_i = w * v_i + c_1 * rand() * (p_i^l - x_i) + c_2 * Rand() * (p_i^g - x_i) + c_3 * Rand() * (p_i^g - x_i) \quad (4)$$

$$E_3: v_i = w * v_i + c_1 * rand() * (p_i^l - x_i) + c_2 * Rand() * (p_i^g - x_i) \quad (5)$$

公式中的参数和基本粒子群算法中类似,其中,  $p_i^l$  为粒子  $X_i$  从初始状态到当前迭代状态所获得的适应度最优的解向量。

$p_i^g$  为粒子  $X_i$  所在粒子群从初始状态到当前迭代状态所获得的适应度最优的解向量。 $p_i^g$  为多个粒子群从初始状态到当前迭代状态所获得的适应度最优的解向量。

在一次迭代中,对于每一个群  $S_i$ , 粒子按某种规则进化的同时,按一定的比率选择群中较差的粒子进行死亡操作,即在基因库中随机选择两个父个体,进行遗传操作生成子个体,用子个体按照一定的条件代替死亡的粒子。记  $parent1, parent2$  表示选择的父个体;  $fit1, fit2$  为对应父个体的适应度值;  $property$  为用户指定的概率。对于粒子  $x_i$  的第  $j$  维  $x_{ij}$ , 其具体生成如下:

$$\text{if } (random(0.0, 1.0) < property) \\ x_i = parent1_j \\ \text{else} \quad (6)$$

$$x_i = parent2_j$$

对于新生成的粒子  $x'_i$ , 如果其适应度满足一定的阈值范围条件,则令  $x'_i$  代替  $x_i$ ; 如果不满足条件,则重复上述过程直到满足条件为止。在第 5 章的实验中,针对最小值优化问题定义:

$$property=fit2/(fit1+fit2) \quad (7)$$

粒子群迭代结束后,按一定的比率选择每个群中较优的粒子组成基因库,对于每一个非基因粒子,在基因库中随机选择一个基因粒子,与其进行遗传操作,用生成的新个体代替原来粒子,具体操作与公式(6)类似。

针对上面的分析,给出了完整的多粒子群协同进化算法,如下所示:

- (1)初始化,随机将粒子分成  $n$  个群,初始化每个粒子。
- (2)计算粒子的适应度,对于每一个群将粒子按适应度值排序,并按一定的比率选择较优粒子构建基因库。
- (3)粒子按定义的速度和位置更新公式进行更新操作,并计算更新适应度值;对每个群中表现较差的粒子进行死亡操作。
- (4)构建基因库,此时将每个群中的粒子分成基因粒子和非基因粒子,并对每个非基因粒子与基因库中选择的基因粒子进行遗传操作。
- (5)判断是否达到最大迭代次数或者其他循环控制条件,如果满足则转向步骤(6),否则转向步骤(3)。
- (6)迭代结束,输出最优解。

## 5 仿真实验分析

为了验证多粒子群协同进化算法的有效性,采用了下面四组经典的基准函数进行测试分析,实验程序采用 Visual C++ .NET 2005 开发环境编制。

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

(2)Griewank 函数: $f(x)=\frac{1}{4000}\sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1$ ,多峰函数,全局极小点在  $x^*=(0,0,\dots,0)$ ,全局极小值为  $f(x^*)=0$ 。

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

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

在实验中,PSO 算法采用文献 [6,12] 所推荐的参数, $w=0.729$ , $c_1=c_2=1.49$ ;对于 MPSO 中  $E_2$  规则,定义:

$$c_1'=c_2'=0.375*(c_1+c_2),c_3'=0.25*(c_1+c_2) \quad (8)$$

PSO 的规模为 45,MPSO 的群数为 3,每个群规模为 15,基因粒子比率为 0.3, $x_i \in [-50,50]$ , $v_i \in [-20,20]$ ,速度  $v_i$  的初始值区间为  $[-10,10]$ 。对于每一个基准函数,PSO 和 MPSO 算法各运行 20 次,迭代次数设为 100,分别在粒子的维数  $n=5,10,20$  的情况下进行了测试。

从表 1 可以看出,四种算法性能优劣为:MPSOE1<MPSOE2<PSO<MPSOE3;MPSOE1 算法在粒子的飞翔过程中,只是依据粒子自身的记忆和群内粒子的最优位置记忆,而忽略了群间信息的交流,性能不仅没有提高,而且更加恶化;MPSOE2 算法依据粒子自身的记忆、群内粒子的最优位置记忆和群间最优信息共享,在参数按公式(8)设置的测试中,性能较 PSO

算法也没有提高。而 MPSOE3 忽略了群内最优位置记忆,只考虑粒子自身和群间的最优粒子信息,在测试中与 PSO 算法相比表现出了很好的性能。在  $n=10$  的情况下,表 2 给出了常数因子对 MPSOE2 性能的影响,可以看到当常数因子取值在  $[0.8,1.2]$  时,性能较优。

表 1 四种测试函数在进化 100 代后的平均最优值

	PSO	MPSOE1	MPSOE2	MPSOE3
Sphere 函数	$N=5$	0	116.52	0
	$N=10$	0.000 008	641.92	0.000 862
	$N=20$	2.399 261	3 003.28	4.346 806
Griewank 函数	$N=5$	0.111 002	0.394	0.160 611
	$N=10$	0.128 969	1.147 772	0.312 486
	$N=20$	0.160 186	1.741 667	0.436 498
Rastrigrin 函数	$N=5$	4.093	161.57	6.065 48
	$N=10$	21.132 17	812.24	28.035 2
	$N=20$	115.264	3 050.65	159.072
Rosenbrock 函数	$N=5$	4.361 397	185 859	7.823 87
	$N=10$	43.164	6 803 816	80.769 1
	$N=20$	842.70	89 213 106	3 561.37

表 2  $n=10$  时,四种测试函数进化 100 代后的平均最优值

	Sphere 函数	Griewank 函数	Rastrigrin 函数	Rosenbrock 函数
$c_1=c_2=c_3=0.5$	0.045 493	0.369 017	32.464 07	413.833
$c_1=c_2=c_3=0.6$	0.001 046	0.325 465	30.412 46	211.972
$c_1=c_2=c_3=0.7$	0.000 341	0.266 639	28.301 97	148.509
$c_1=c_2=c_3=0.8$	0.000 075	0.245 857	26.823 833	52.1244
$c_1=c_2=c_3=0.9$	0.000 110	0.315 526	30.841 519	42.507 3
$c_1=c_2=c_3=1.0$	0.002 617	0.346 836	28.561 233	34.282 5
$c_1=c_2=c_3=1.1$	0.008 493	0.346 532	27.813 778	37.741 2
$c_1=c_2=c_3=1.2$	0.063 469	0.315 882	24.171 126	48.949 7
$c_1=c_2=c_3=1.3$	0.022 938	0.456 791	23.906 234	65.125 4
$c_1=c_2=c_3=1.4$	0.085 416	0.435 573	33.306 042	142.031
$c_1=c_2=c_3=1.5$	0.379 983	0.495 992	41.029 209	319.457
$c_1=c_2=c_3=1.6$	2.879 496	0.504 159	43.243 668	1 361.92

## 6 基于计算智能的多群协同进化模型

计算智能是以生物进化的观点认识和模拟智能。按照这一观点,智能是在生物的遗传、变异、生长以及外部环境的自然选择中产生的。在用进废退、优胜劣汰的过程中,适应度优的结构被保存下来,智能水平也随之提高。它是基于结构演化的智能。典型的代表如遗传算法、免疫算法、模拟退火算法、蚁群算法、粒子群算法。这些算法都有一些共同的特点:(1)种群随机初始化,每个粒子或者是个体代表求解问题的一个解;(2)粒子根据适应度值判断其进化的优劣;(3)满足一定进化代数或者其它终止条件,进化立即结束并输出近似最优解。基于这些特点,将 MPSO 算法进行推广,提出了一种基于计算智能的多群协同进化模型,如图 2 所示。

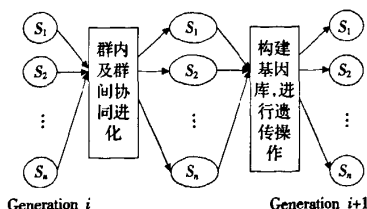


图 2 基于计算智能的多群协同进化模型

算法描述如下所示:

(1) 随机将个体分成  $n$  个群, 初始化每个个体, 定义每一种群的进化算法, 如 GA、PSO、ACO 等。

(2) 计算个体的适应度, 按一定的比率选择较优粒子构建基因库。

(3) 对每一种群, 按选定的进化规则进行群内群间协同进化操作。

(4) 构建基因库, 每个群中的粒子分成基因粒子和非基因粒子, 将非基因粒子与基因粒子进行某种规定的遗传进化操作。

(5) 判断是否达到最大迭代次数或者其他循环控制条件, 如果满足则转向步骤(6), 否则转步骤(3)。

(6) 进化结束, 输出近似最优解。

## 7 结束语

在遗传算法和粒子群算法的基础上, 提出了一种多粒子群协同进化算法, 用四个基准函数进行实验表明, 算法利用公式  $E_i$  进化时性能明显优于基本 PSO 算法, 最后对该算法进行了推广, 提出了一种基于计算智能的多群协同进化模型。给出了该模型的大体框图和流程, 针对特定的进化算法, 如何定义群内群间的协同操作, 以何种策略构建基因库, 以及模型的结构和性能分析等还有待于进一步研究, 这是下一步工作的重点。

## 参考文献:

- [1] Bezdek J C. On the relationship between neural networks, pattern recognition and intelligence[J]. International Journal of Approximate Reasoning, 1992, 6(2): 85-107.
- [2] Holland J H. Adaptation in neural and artificial systems[M]. Ann Arbor, Michigan: The University of Michigan Press, 1975.
- [3] Kennedy J, Eberhart R C. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of IEEE International Conference on Neural Network, Perth, Australia, 1995: 1942-1948.
- [4] 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.
- [5] Shi Y H, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer[C]//Proceedings of IEEE Conference on Evolutionary Computation, Anchorage, 1998: 69-73.
- [6] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm—explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space[C]//IEEE Transaction on Evolutionary Computer, 2002, 6(1): 58-73.
- [7] Van den Bergh F. An analysis of particle swarm optimizers[D]. South Africa: University of Pretoria, 2002.
- [8] 曾建潮, 崔志华. 一种保证全局收敛的 PSO 算法[J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(8): 1333-1338.
- [9] Krohling R A. Gaussian swarm: a novel particle swarm optimization algorithm[C]//Proceedings of IEEE Conference on Cybernetics and Intelligent Systems, 2004, 1: 372-376.
- [10] Abdelbar A M, Abdelshahid S, Wunsch D. Fuzzy PSO: a generalization of particle swarm optimization[C]//Proceedings of IEEE International Joint Conference on Neural Networks, 2005, 2: 1086-1091.
- [11] Shi X H, Lu Y H, Zhou C G, et al. Hybrid evolutionary algorithms based on PSO and GA[C]//Proceedings of IEEE Congress on Evolutionary Computation, Canberra, Australia, 2003: 2393-2399.
- [12] 李宁, 刘飞, 孙德宝. 基于带变异算子粒子群优化算法的约束布局优化研究[J]. 计算机学报, 2004, 27(7): 897-903.

(上接 44 页)

集, 有利于对解空间的进一步探索, 从而不容易陷入局部最优, 有利于发现最优解。

## 5 结语

本文的创新点在于将蚁群算法应用于 SAT 问题, 通过改进的最大最小蚂蚁系统来求解 SAT 问题, 并根据 SAT 问题的特点, 设计了 SAT 问题的构造图, 给出了启发式信息值的求法。从实验结果可以看出, MMSA-SAT 是一种求解 SAT 问题的可行的高效的算法。

## 参考文献:

- [1] Li Wei, Huang Xiong. The analysis of algorithms for the proposition logic satisfiability[J]. Computer Science, 1999, 26(3): 1-9.
- [2] 刘涛, 李国杰. 求解 SAT 问题的局部搜索算法及其平均时间复杂性分析[J]. 计算机学报, 1997, 20(1): 18-26.
- [3] 张德富, 黄文奇. 求解 SAT 问题的拟人退火算法[J]. 计算机学报, 2002, 25(2): 1-8.
- [4] 李士勇. 蚁群算法及其应用[M]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学出版社, 2004.
- [5] 杨晋吉, 苏开乐. SAT 问题中局部搜索法的改进[J]. 计算机研究与发展, 2005, 42(1): 60-65.
- [6] 徐云, 陈国良.  $O(m^2)$  时间求解 SAT 问题的随机算法[J]. 计算机学报, 2001, 24(11): 1237-1238.
- [7] 张素兵, 吕国英, 刘泽民. 基于蚂蚁算法的 QoS 路由调度方法[J]. 电路与系统学报, 2000, 5(1): 1-5.
- [8] Dorigo M, Caro G D. Ant algorithms for discrete optimization[J]. Artificial Life, 1999, 5(3): 137-172.
- [9] Gutjahr W J. A graph-based ant system and its convergence[J]. Future Generation Computer Systems, 2000(16): 873-888.
- [10] Stutzle. MAX-MIN ant system[J]. Future Generation Computer Systems, 2000(16): 889-914.
- [11] 于文莉, 李海. 带变异算子的启发式最大最小蚂蚁系统求解流水车间调度问题[J]. 中国机械工程学报, 2006(4): 206-210.
- [12] Seitz S, Alava M. Focused local search for random 3-satisfiability[J]. Journal of Statistical Mechanics, 2005(6): 1-3.

# 多粒子群协同进化算法

作者: [许珂](#), [刘栋](#), [XU Ke](#), [LIU Dong](#)  
作者单位: [许珂, XU Ke\(德州学院, 计算机系, 山东, 德州, 253000\)](#), [刘栋, LIU Dong\(山东师范大学, 信息科学与工程学院, 济南, 250014\)](#)  
刊名: [计算机工程与应用](#)   
英文刊名: [COMPUTER ENGINEERING AND APPLICATIONS](#)  
年, 卷(期): 2009, 45 (3)  
被引用次数: 9次

## 参考文献(12条)

1. [Bezdek J C](#) [On the relationship between neural networks, pattern recognition and intelligence](#) [外文期刊] 1992 (02)
2. [Holland J H](#) [Adaptation in neural and artificial systems](#) 1975
3. [Kennedy J](#); [Eberhart R C](#) [Particle swarm optimization](#) 1995
4. [Eberhart R](#); [Kennedy J](#) [A new optimizer using particle swarm theory](#) 1995
5. [Shi Y H](#); [Eberhart R C](#) [A modified particle swarm optimizer](#) 1998
6. [Clerc M](#); [Kennedy J](#) [The particle swarm-explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space](#) 2002 (01)
7. [Van den Bergh F](#) [An analysis of particle swarm optimizers](#) 2002
8. 曾建潮; 崔志华 [一种保证全局收敛的PSO算法](#) [期刊论文] - [计算机研究与发展](#) 2004 (08)
9. [Krohling R A](#) [Gaussian swarm: a novel particle swarm optimization algorithm](#) 2004
10. [Abdelbar A M](#); [Abdelshabid S](#); [Wunseh D](#) [Fuzzy PSO: a generalization of particle swarm optimization](#) 2005
11. [Shi X H](#); [Lu Y H](#); [Zhou C G](#) [Hybrid evolutionary algorithms based on PSO and GA](#) 2003
12. [李宁](#); [刘飞](#); [孙德宝](#) [基于带变异算子粒子群优化算法的约束布局优化研究](#) [期刊论文] - [计算机学报](#) 2004 (07)

## 本文读者也读过(6条)

1. [刘怀亮](#), [苏瑞娟](#), [许若宁](#), [高鹰](#), [LIU Huai-liang](#), [SU Rui-juan](#), [XU Ruo-ning](#), [GAO Ying](#) [协同粒子群优化算法](#) [期刊论文] - [计算机应用](#) 2009, 29 (11)
2. [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)
3. [周欣然](#), [滕召胜](#), [易钊](#), [ZHOU Xin-ran](#), [TENG Zhao-sheng](#), [YI Zhao](#) [基于混合协同粒子群优化的广义T-S模糊模型训练方法](#) [期刊论文] - [系统工程与电子技术](#) 2009, 31 (5)
4. [徐志烽](#), [XU Zhifeng](#) [一种多粒子群的协同优化算法](#) [期刊论文] - [现代电子技术](#) 2007, 30 (1)
5. [李爱国](#) [多粒子群协同优化算法](#) [期刊论文] - [复旦学报 \(自然科学版\)](#) 2004, 43 (5)
6. [胡成玉](#), [吴湘宁](#), [王永骥](#), [HU Cheng-yu](#), [WU Xiang-ning](#), [WANG Yong-ji](#) [基于种群熵的多粒子群协同优化](#) [期刊论文] - [计算机应用研究](#) 2008, 25 (12)

## 引证文献(9条)

1. [暴伟](#) [基于协PSO算法的物流配送中心选址研究](#) [期刊论文] - [价值工程](#) 2010 (31)
2. [庞淑萍](#) [一种速度不完全更新混沌粒子群优化算法](#) [期刊论文] - [计算机仿真](#) 2010 (9)
3. [苗金凤](#), [王洪国](#), [邵增珍](#), [赵学臣](#) [基于多级搜索区域的协同进化遗传算法](#) [期刊论文] - [计算机应用研究](#) 2010 (9)

4. 吴少苓, 岑宇森, 陈元滨 [基于环状拓扑粒子群算法的工程结构优化](#) [期刊论文] - [现代计算机: 上半月版](#) 2012 (4)
5. 林兆伟, 周友明, 董根金, 涂卫民 [粒子群混合算法在操纵运动模型辨识中的应用](#) [期刊论文] - [中国造船](#) 2011 (4)
6. 郑永前, 丁奎学, 王阳 [基于协同粒子群算法的单元集成布局方法](#) [期刊论文] - [计算机集成制造系统](#) 2012 (5)
7. 岑宇森, 熊芳敏, 曾碧卿 [基于知识空间的分组式粒子群算法](#) [期刊论文] - [计算机工程与设计](#) 2010 (7)
8. 庞淑萍 [有限作用域的混沌粒子群优化算法](#) [期刊论文] - [计算机工程与应用](#) 2011 (12)
9. 苏海锋, 张建华, 梁志瑞, 张硕, 牛胜锁 [基于全寿命周期成本的配电网变电站选址定容优化规划](#) [期刊论文] - [电力系统自动化](#) 2012 (23)

本文链接: [http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_jsjgcyy200903014.aspx](http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_jsjgcyy200903014.aspx)