

# 粒子群算法中惯性权重的实验与分析<sup>①</sup>

王俊伟, 汪定伟

(东北大学信息科学与工程学院, 辽宁 沈阳 110004)

**摘要:** 简要介绍了粒子群算法(PSO), 对算法中的重要参数惯性权重进行了系统的实验, 分析了固定权重与时间权重选择问题, 并从问题依赖性、种群大小和拓扑结构等方面详细分析了惯性权重对于算法性能的影响。结果表明, 惯性权重的问题依赖性较小, 随着种群的增大, 其取值应适当减小。局部版本下, 惯性权重的选择具有更大的自由度。

**关键词:** 粒子群算法; 进化计算; 惯性权重

中图分类号: TP18

文献标识码: A

文章编号: 1000-5781(2005)02-0194-05

## Experiments and analysis on inertia weight in particle swarm optimization

WANG Jun-wei, WANG Ding-wei

(School of Information Science and Engineering, Northeastern University, Shenyang 110004, China)

**Abstract:** The basic principle of particle swarm optimization (PSO) is introduced briefly in the paper. Sufficient experiments are done on inertia weight that is an important parameter in the algorithm. The selection difference between fixed and time-variant inertia weight is analyzed. And the influence of inertia weight on the algorithm performance is analyzed in detail from different aspects, including the problem dependence, swarm size and topologic structure. The result indicates the inertia weight has little problem dependence, and with the increase of the population its value should decrease properly. The selection of inertia weight has more freedom in the local version of PSO.

**Key words:** particle swarm optimization; evolutionary computation; inertia weight

## 0 引言

粒子群算法(PSO)是 Kennedy 和 Eberhart 于 1995 年发明的一种演化计算技术, 源于对简化的社会模型的模拟<sup>[1~3]</sup>。PSO 算法最早用于函数优化和神经网络的训练<sup>[1]</sup>, 后来又应用于其他领域, 都取得了比较好的效果。目前这一算法正在越来越引起人们的关注, 特别是 2000 年后出现了很多研究成果。国内已有文献对此算法进行综述<sup>[4]</sup>

(文章中译为微粒群算法)。算法受到关注的主要原因是其概念简单, 实现容易, 需要调节的参数较少。不过粒子群算法本身还有很多值得研究的地方, 包括其参数设置问题。

惯性权重是 PSO 标准版本<sup>[5]</sup>中非常重要的参数, 可以用来控制算法的开发(exploitation)和探索(exploration)能力。惯性权重的大小决定了对粒子当前速度继承的多少。较大的惯性权重将使粒子具有较大的速度, 从而有较强的探索能力, 较小

① 收稿日期: 2003-06-05; 修订日期: 2004-12-13。  
基金项目: 国家自然科学基金重点资助项目(70431003)。

的惯性权重将使粒子具有较强的开发能力.关于惯性权重的选择一般有常数和时变两种.算法的执行效果很大程度上取决于惯性权重的选取.

1 粒子群算法

一个由  $m$  个粒子 (particle) 组成的群体 (swarm) 对  $D$  维搜索空间进行搜索,每个粒子在搜索时,考虑到了自己搜索到的历史最好点和群体内 (或邻域内) 其他粒子的历史最好点,在此基础上进行位置 (状态,即解) 的变化.第  $i$  个粒子的位置表示为  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ , 其速度表示为  $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD})$ ,  $1 \leq i \leq m$ ,  $1 \leq d \leq D$ , 它经历过的历史最好点表示为  $p_i = (p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD})$ , 群体内 (或邻域内) 其他粒子所经过的最好点表示为  $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD})$ . 粒子的位置和速度根据如下方程进行变化

$$v_{id}^{k+1} = \omega v_{id}^k + c_1 \xi (p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2 \eta (p_{gd}^k - x_{id}^k) \tag{1}$$

$$x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \tag{2}$$

式中,  $\omega$  称为惯性权重,其大小决定了对粒子当前速度继承的多少,合适的选择可以使粒子具有均衡的探索和开发能力.  $c_1$  和  $c_2$  称为学习因子,为正常数.学习因子使粒子具有自我总结和向群体中优秀个体学习的能力,从而向自己的历史最优点以及群体内或邻域内历史最优优点靠近.  $c_1$  和  $c_2$

通常等于 2. 不过在文献中也有其他的取值.  $\xi, \eta \in [0, 1]$  是在  $[0, 1]$  区间内均匀分布的伪随机数.粒子的速度被限制在一个最大速度  $V_{\max}$  的范围内.有分析和实验表明,设定  $V_{\max}$  的作用可以通过惯性权重的调整来实现.现在的实验基本上使用  $V_{\max}$  进行初始化,将  $V_{\max}$  设定为每维变量的变化范围,而不必进行细致的选择与调节.

算法的流程和一般遗传算法等进化算法相似,经历初始化、适应值评价、速度与位置的更新、停止准则比较等步骤,这里不再详述.

2 关于惯性权重的实验与分析

惯性权重作为 PSO 算法中一个重要的参数,其选择主要分为两类:固定权重和时变权重.固定权重的选择就是选择某一常数作为权重值,在优化过程中不变.而时变权重则是选定某一个变化范围,在迭代过程中按照某一个递减率线性减小.所以时变权重的选择包括变化范围和递减率的选择.关于固定权重的选择已有一些论文<sup>[6,7]</sup>进行详细讨论,而关于时变权重的选择还没有.本文使用 5 个常用的测试函数 (见文献 [4, 6, 7]) 作为实例 (见表 1),其初始范围及设定的达优值见文献 [7]),首先对时变权重的选择对于优化效果的影响进行分析,然后将从问题依赖性、种群的大小、群体的拓扑结构等影响因素入手,对时变权重的选择进行详细的实验与分析.

表 1 5 个测试函数

函数编号	函数名	表达式	维数 $n$
1	Schaffer's $f_6$	$f_6(x) = 0.5 - \frac{(\sin \sqrt{x_1^2 + x_2^2})^2 - 0.5}{(1 + 0.001(x_1^2 + x_2^2))^2}$	2
2	Sphere	$f_2(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2$	30
3	Rosenbrock	$f_3(x) = \sum_{i=1}^{n-1} (100(x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2)$	30
4	Rastrigrin	$f_4(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	30
5	Griewank	$f_5(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n x_i^2 - \prod_{i=1}^n \cos\left(\frac{x_i}{\sqrt{i}}\right) + 1$	30

2.1 固定权重与时变权重的选择

2.1.1 固定权重与时变权重的不同表现

固定的惯性权重使粒子始终具有相同的探索和开发能力.时变权重使粒子可以在优化的不同时期具有不同的探索和开发能力.首先观察固定权重和

时变权重在优化函数时的不同表现.使用的是 PSO 的全局版本.使用 java 编程,试验全部运行于 Dell P(C PIII - 1G).

参数设计:参数  $\omega$  (文献 [7] 中推荐的固定权重):  $\omega = 0.6$ ,  $c_1 = c_2 = 1.7$ , 参数  $\omega$  (文献 [8] 中推荐的固

定权重): $\omega = 0.729$ ,  $c_1 = c_2 = 1.494$ . 参数 $\gamma$ (时变权重):范围  $0.9 \sim 0.2$ , 递减率为 $(0.9 \sim 0.2)/4\ 000$ ,  $c_1 = c_2 = 2$ . 其他参数: 种群大小 30, 每次运行的最大迭代次数 4 000. 对每个函数优化的次数 20 次. 试验结果如表 2.

表 2 固定权重与时变权重下 PSO 的表现

参数	指标	函数 1	函数 2	函数 3	函数 4	函数 5
1	达优率	0.6	1	0.95	0.8	0.95
	平均迭代次数	497.25	367.75	517.37	129.69	295.58
2	达优率	0.8	1	0.95	0.95	1
	平均迭代次数	378.44	408.7	979.84	232.32	354.6
3	达优率	0.85	1	0.65	1	1
	平均迭代次数	1 718.24	2 294.3	2 689.15	2 052.55	2 237.4
4	达优率	0.8	1	0.85	0.95	1
	平均迭代次数	425.5	868.32	1 058.47	775.08	774.25

表 2 的结果表明:文献[7,8]中推荐的固定惯性权重(以及相应的学习因子)具有很好的效果. 时变权重并未取得比固定权重好的效果,但是固定权重是文献推荐的,经过了详细的选择,而时变权重在经过简单的调节后(增加递减率)收敛速度就大幅度加快,说明有很大的进步空间.

2.1.2 时变权重的变化范围对优化效果的影响

一些论文中已经给出了优化效果比较好的固定权重的选择,本文介绍时变权重的选择问题. 首先使用函数 1 来观察时变权重的变化范围对优化效果的影响. 参数设计为种群大小 30,每次运行的最大迭代次数 4 000,对每个函数优化的次数 100 次. 这里时变权重的递减率均设定为:变化范围  $/1\ 000$ . 实验结果如表 3 所示.

从表 3 可知,较大的惯性权重对于函数 1 有比较好的优化效果(说明对这个函数的优化需要较强的探索能力,全局寻优能力). 特别是在  $0.9 \sim 0.7$  这一变化范围内,全部达优. 从表 3 还可以看出,达优率和收敛速度是一对矛盾,较高的达优率往往对应着较慢的收敛速度,而较低的达优率往往对应着较快的收敛速度.

表 3 不同变化范围的时变权重的优化效果

惯性权重范围	达优率	平均迭代次数
0.4 ~ 0.2	0.61	621.66
0.5 ~ 0.2	0.76	555.24
0.7 ~ 0.2	0.88	520.67
0.7 ~ 0.5	0.89	581.37
0.9 ~ 0.2	0.91	630.08
0.9 ~ 0.5	0.97	779.81
0.9 ~ 0.7	1	972.88

2.1.3 时变权重递减率对优化效果的影响

递减率的选择应该考虑到收敛速度的问题,最好使递减率与平均迭代次数相匹配. 这里选择上面实验中含有的优化效果比较好的两个惯性权重变化范围  $0.9 \sim 0.2$  和  $0.9 \sim 0.7$ . 仍然选用函数 1 作为测试函数. 其他参数同前.

结果(如表 4)表明,惯性权重在同一变化范围内,随着递减率的减小,达优率增加,而收敛速度下降,这再一次验证了前文中关于达优率和收敛速度是一对矛盾的结论. 惯性权重变化范围较大时,矛盾表现明显;变化范围较小时(比如  $0.9 \sim 0.7$ )这种矛盾表现得不明显.

表 4 不同递减率的时变权重的优化效果

时变权重	达优率	平均迭代次数
$(0.9 \sim 0.2)/300$	0.87	652.61
$(0.9 \sim 0.2)/500$	0.85	598.39
$(0.9 \sim 0.2)/1\ 000$	0.91	630.08
$(0.9 \sim 0.2)/1\ 500$	0.97	735.19
$(0.9 \sim 0.2)/2\ 000$	0.98	838.99
$(0.9 \sim 0.2)/3\ 000$	0.99	908.86
$(0.9 \sim 0.7)/200$	0.96	621.06
$(0.9 \sim 0.7)/500$	0.99	762.55
$(0.9 \sim 0.7)/700$	0.99	877.63
$(0.9 \sim 0.7)/1\ 000$	1	972.88
$(0.9 \sim 0.7)/2\ 000$	1	1 434.24
$(0.9 \sim 0.7)/3\ 000$	1	1 774.77

注:  $(0.9 \sim 0.2)/300$ 表示权重范围  $0.9 \sim 0.2$ ,每次迭代递减  $(0.9 \sim 0.2)/300$ .

3.2 惯性权重选择的问题依赖性

从前面的实验可以看出,使用时变权重(0.9 ~ 0.7)/200,可以令函数 1 取得最好的优化效果(综合考虑达优率和收敛速度).但是对于其他函数是否同样如此,这里使用其他 4 个函数(均为 30 维)进行实验和分析,参数与前次实验相同.

从结果(表 5)可知,其他 4 个函数的时变权重的选择与函数 1 有很大差别.函数 1 是在较大的惯性权重下有较好的优化效果,而其他 4 个函数正好相反,是在较小的惯性权重下((0.5 ~ 0.2)/1 000)有较好的优化效果,而在(0.9 ~ 0.7)/

1 000 的设置下,优化效果非常差,函数 3、函数 2 和函数 5 完全不能够达优,函数 4 的优化效果也是比较差的,收敛速度很慢.

这说明惯性权重的选择具有一定的问题依赖性.但是函数 2 3 4 5 都是在相同的时变权重设置下((0.5 ~ 0.2)/1 000)取得最优的效果,而函数 1 在这一设置下的优化效果也是可以接受的.所有函数在(0.9 ~ 0.2)/1 000 的时变权重设置下优化效果也都基本令人满意.这说明时变权重的选择虽然有一定的问题依赖性,但并不很强.特别是增大种群后,在相同的时变权重设置下所有函数都有不错的达优率(下文中详细说明).

表 5 函数 2 3 4 5 的优化效果

时变权重	函数 2		函数 3		函数 4		函数 5	
	达优率	平均迭代次数	达优率	平均迭代次数	达优率	平均迭代次数	达优率	平均迭代次数
(0.5 ~ 0.2)/1 000	1	389.2	0.94	477.73	1	187.91	1	370.8
(0.9 ~ 0.5)/1 000	1	1 165.21	0.88	1 541.28	1	878.54	1	1 118.99
(0.9 ~ 0.2)/1 000	1	798.28	0.77	939.29	1	596.14	1	763.14
(0.9 ~ 0.7)/1 000	0		0.0		0.84	2 487.42	0	

2.3 种群大小对惯性权重选择的影响

增大粒子种群将增加算法搜索的并行性,从而提高达优率.但是种群的增大并不意味着惯性权重的调节不再重要.表 6 是在(0.9 ~ 0.2)/1 000 的时变权重下,种群 100 的表现.与表 4 和表 5 对比后可以明显看出,函数 1 和函数 3 的达优率显著改善,其他函数的达优率在小种群下已经为 1.可是收敛速度的改善并不明显,这说明种群增大后仍然需要惯性权重的调节.

表 6 时变权重为(0.9 ~ 0.2)/1 000 时的大种群优化效果

函数编号	达优率	平均迭代次数
1	1	344.29
2	1	712.5
3	0.9	893.57
4	1	535.04
5	1	694.49

经过详细实验和选择发现,下面的时变权重((0.375 ~ 0.2)/1 000)使所有的函数取得最好的优化效果(如表 7 所示).与小种群达到最优效果时的选择(0.5 ~ 0.2)/1 000 相比,这个变化范围的取值相对减小,这是因为种群增大后,每个粒子可以更专注于自己身边小范围内的搜索,对开发

能力的需求增强,而对探索能力的需求减弱.

表 7 时变权重为(0.375 ~ 0.2)/1 000 时的大种群优化效果

函数编号	达优率	平均迭代次数
1	0.99	273.07
2	1	224.32
3	0.93	360.11
4	1	131.5
5	1	205.78

上面是种群大小对于时变权重选择的影响,而对于固定权重同样如此.在学习因子取 2 时,小种群(粒子数 30)在固定权重取值为 0.5 或 0.375 时取得很好的优化效果,而大种群(粒子数 100)在固定权重取值为 0.375 或 0.3 时取得最好的优化效果(其结果略).这说明种群大小对于固定权重和时变权重选择的影响是相同的,都是随着种群的增大,惯性权重应适当减小.

2.4 拓扑结构对惯性权重选择的影响

PSO 种群的拓扑结构指的是其邻域定义策略.当把种群内所有粒子都作为邻域成员时,就得到 PSO 的全局版本;当种群内部分成员组成邻域时得到 PSO 的局部版本.局部版本中,一般有两种方式组成邻域,一种是索引号相邻的粒子组成邻

域,另一种是位置相临的粒子组成邻域.本文采用前者的定义方式.一般来说,全局版本有更快的收敛速度,但是有时容易陷入局优,而局部版本有更好的达优率,但是收敛速度一般较慢.

使用时变权重对种群 30 的 PSO 局部版本进行调节,发现在不同的权重范围内,达优率有一定的变化,但是变化很小,都在 0.9 以上.但是收敛速度的差别比较大,较小的时变权重仍然有较快的收敛速度.函数 3 的优化效果如表 8 所示.

表 8 不同时变权重下局部版本的优化效果

时变权重	达优率	平均迭代次数
(0.375 ~ 0.2)/1 000	0.95	1 259.67
(0.5 ~ 0.2)/1 000	0.96	1 366.11
(0.9 ~ 0.2)/1 000	0.95	1 862.8
(0.9 ~ 0.5)/1 000	0.99	2 024.21

全局版本中,小种群时函数 1 在取值较大的时变权重(0.9 ~ 0.7)下取得最好的达优率,而在局部版本中(0.9 ~ 0.5)(0.9 ~ 0.2)(0.5 ~ 0.2)等范围内均取得令人满意的优化效果,达优

率都在 0.9 以上,差别很小(其结果略).

在大种群下,局部版本的达优率更好,几乎全部为 1 或非常接近 1.平均迭代次数也大幅下降,但是因为种群加大,所以实际的平均运行时间仍然增加较多.所以综合考虑达优率和收敛速度,建议 PSO 的局部版本使用小种群,因为小种群已经可以取得很好的达优率,并且收敛速度较大种群有很大优势.

3 结 论

综上,在 PSO 算法中,惯性权重的选择是个重要的问题,适当的选择将大大提升优化效果.惯性权重有较小的问题依赖性,经过适当的选择,大多数问题都可以在相同的时变权重设置下取得比较不错的优化效果.随着种群的增大,惯性权重取值应该适当减小.局部版本的应用可以有更好的达优率,并且使惯性权重的选择有更大的自由度,这也进一步说明其有较小的问题依赖性.

参考文献:

[ 1 ] Kennedy J , Eberhart R . Particle Swarm Optimizati on [ C ] . IEEE Int . Conf . on Neural Networks , Piscataway : IEEE Service Center , 1995 . 1942—1948 .  
[ 2 ] Eberhart R , Kennedy J . A New Optimizer Using Particle Swarm Theory [ C ] . Proc . on Int . Symposium on Micro Machine and Human Science , Piscataway : IEEE Service Center , 1995 . 39—43 .  
[ 3 ] Kennedy J . The Particle Swarm : Social Adaptation of Knowledge [ C ] . IEEE Int . Conf . on Evolutionary Computation , Piscataway : IEEE Service Center , 1997 . 303—308 .  
[ 4 ] 谢晓锋 , 张文俊 , 杨之廉 . 微粒群算法综述 [ J ] . 控制与决策 . 2003 , 18 ( 2 ) : 129—133 .  
[ 5 ] Shi Y , Eberhart R . A Modified Particle Swarm Optimizer [ C ] . IEEE Int . Conf . on Evolutionary Computation , Piscataway : NJ , IEEE Service Center , 1998 . 69—73 .  
[ 6 ] Clerc M , Kennedy J . The particle swarm : Explosion , stability , and convergence in a multi-dimensional complex space [ J ] . IEEE Transactions on Evolutionary Computation , 2002 , 6 ( 1 ) : 58—73 .  
[ 7 ] Trelea I . The particle swarm optimization algorithm : Convergence analysis and parameter selection [ J ] . Information Processing Letters , 2003 , 85 ( 6 ) 317—325  
[ 8 ] Eberhart R , Shi Y . Comparing Inertia Weighths and Constriction Factors in Particle Swarm Optimization [ C ] . IEEE Congress on Evolutionary Computation , Piscataway : IEEE Service Center , 2000 . 84—88 .

作者简介:

王俊伟 (1979—),男,辽宁沈阳人,博士生,研究方向:复杂系统建模与优化研究;  
汪定伟 (1948—),男,江西人,博士,教授,博士生导师,研究方向:生产计划与调度,人工生命计算,电子商务建模与优化等.

# 粒子群算法中惯性权重的实验与分析

作者: [王俊伟](#), [汪定伟](#), [WANG Jun-wei](#), [WANG Ding-wei](#)  
作者单位: [东北大学信息科学与工程学院, 辽宁, 沈阳, 110004](#)  
刊名: [系统工程学报](#) [ISTIC](#) [PKU](#)  
英文刊名: [JOURNAL OF SYSTEMS ENGINEERING](#)  
年, 卷(期): 2005, 20 (2)  
被引用次数: 39次

## 参考文献(8条)

1. [Kennedy J;Eberhart R](#) [Particle Swarm Optimization](#)[外文会议] 1995
2. [Eberhart R;Kennedy J](#) [A New Optimizer Using Particle Swarm Theory](#)[外文会议] 1995
3. [Kennedy J](#) [The Particle Swarm: Social Adaptation of Knowledge](#)[外文会议] 1997
4. [谢晓锋;张文俊;杨之廉](#) [微粒群算法综述](#)[期刊论文]-[控制与决策](#) 2003(02)
5. [Shi Y;Eberhart R](#) [A Modified Particle Swarm Optimizer](#)[外文会议] 1998
6. [Clerc M;Kennedy J](#) [The particle swarm:Explosion, stability, and convergence in a multi-dimensional complex space](#) 2002(01)
7. [Trelea I](#) [The particle swarm optimization algorithm:Convergence analysis and parameter selection](#)[外文期刊] 2003(06)
8. [Eberhart R;Shi Y](#) [Comparing Inertia Weights and Constriction Factors in Particle Swarm Optimization](#)[外文会议] 2000

## 本文读者也读过(1条)

1. [叶海燕](#). [陈毓灵](#). [高鹰](#). [YE Hai-yan](#). [CHEN Yu-ling](#). [GAO Ying](#) [分组粒子群优化算法](#)[期刊论文]-[广州大学学报\(自然科学版\)](#) 2007, 6(2)

## 引证文献(39条)

1. [李彦勤](#). [郑彬彬](#) [粒子动力学演化算法在单目标优化中的应用研究](#)[期刊论文]-[光盘技术](#) 2006(6)
2. [黄少荣](#) [粒子群优化算法综述](#)[期刊论文]-[计算机工程与设计](#) 2009(8)
3. [牛永洁](#). [陈莉](#) [基于竞争与拉伸技术的粒子群算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与设计](#) 2008(22)
4. [张丹](#). [韩胜菊](#). [李建](#). [聂尚宇](#) [基于改进粒子群算法的BP算法的研究](#)[期刊论文]-[计算机仿真](#) 2011(2)
5. [牛永洁](#) [一种新型的混合粒子群算法](#)[期刊论文]-[信息技术](#) 2010(10)
6. [李强](#). [张静](#) [多资源受限条件下工程集成管理优化问题研究](#)[期刊论文]-[中国管理科学](#) 2008(6)
7. [王维博](#). [林川](#). [郑永康](#) [粒子群算法中参数的实验与分析](#)[期刊论文]-[西华大学学报\(自然科学版\)](#) 2008(1)
8. [刘维伟](#). [李锋](#). [任军学](#). [尉渊](#) [基于标准粒子群算法的GH4169高速铣削表面粗糙度研究](#)[期刊论文]-[中国机械工程](#) 2011(22)
9. [江宝钊](#). [胡俊溟](#) [求解多峰函数的改进粒子群算法的研究](#)[期刊论文]-[宁波大学学报\(理工版\)](#) 2008(2)
10. [王丽](#). [王晓凯](#) [一种非线性改变惯性权重的粒子群算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#) 2007(4)
11. [肖本贤](#). [李善寿](#). [王晓伟](#). [朱志国](#) [基于PSO和人工势场的机器人路径规划](#)[期刊论文]-[合肥工业大学学报\(自然科学版\)](#) 2007(6)
12. [符强](#) [一种自适应分群的粒子群算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#) 2011(15)

13. 黎成. [新型元启发式蝙蝠算法](#)[期刊论文]-[电脑知识与技术](#) 2010(23)
14. 许童羽, 孙艳辉. [基于GIS和改进微分进化算法的农网变电站选址定容](#)[期刊论文]-[电力系统保护与控制](#) 2009(22)
15. 龙文, 梁晋明, 董淑华, 阎纲. [动态调整惯性权重的粒子群优化算法](#)[期刊论文]-[计算机应用](#) 2009(8)
16. 任凤鸣, 李丽娟. [改进的PSO算法中学习因子\(c1, c2\)取值的实验与分析](#)[期刊论文]-[广东工业大学学报](#) 2008(1)
17. 雷秀娟, 史忠科, 周亦鹏. [PSO优化算法演变及其融合策略](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#) 2007(7)
18. 赵辉, 张春风, 李为民. [基于粒子群算法的并联机器人运动学正解研究](#)[期刊论文]-[机械设计与制造](#) 2006(11)
19. 贾瑞玉, 黄义堂, 邢猛. [一种动态改变权值的简化粒子群算法](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2009(2)
20. 胡建秀, 曾建潮. [微粒群算法中惯性权重的调整策略](#)[期刊论文]-[计算机工程](#) 2007(11)
21. 刘悦婷. [带有选择和自适应变异机制的混合蛙跳算法](#)[期刊论文]-[计算机工程](#) 2012(23)
22. 刘小华, 林杰. [基于遗传粒子群混合算法的供应链调度优化](#)[期刊论文]-[控制与决策](#) 2011(4)
23. 刘小华, 林杰, 邓可. [基于遗传粒子群混合的可重入生产调度优化](#)[期刊论文]-[同济大学学报\(自然科学版\)](#) 2011(5)
24. 苗静, 姚金杰, 苏新彦. [基于改进惯性权重PSO算法的目标位置测量技术](#)[期刊论文]-[国外电子测量技术](#) 2010(2)
25. 王猛, 尹洪超. [基于改进粒子群算法的多杂质水网络优化设计](#)[期刊论文]-[节能技术](#) 2010(3)
26. 许童羽, 孙艳辉, 刘泽浩. [农村变电站选址规划方法](#)[期刊论文]-[农业科技与装备](#) 2009(2)
27. 王昕, 董纯柱, 殷红成. [基于RELAX和PSO算法的GTD模型参数估计](#)[期刊论文]-[系统工程与电子技术](#) 2011(6)
28. 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)
29. 姜立强, 邱迎锋, 刘光斌. [利用改进微分进化算法实现线性系统逼近](#)[期刊论文]-[电光与控制](#) 2008(5)
30. 吴招才, 刘天佑. [板状体磁异常数据反演的PSO算法](#)[期刊论文]-[物探与化探](#) 2009(2)
31. 田雨波, 朱人杰, 薛权祥. [粒子群优化算法中惯性权重的研究进展](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#) 2008(23)
32. 马骧, 陈玲娟. [多类型旅客出行选择的客运专线运价优化模型](#)[期刊论文]-[西南交通大学学报](#) 2011(3)
33. 马世发, 金兵兵, 秦亮军, 胡高. [基于粒子群双重空间聚类的城镇地价空间分异规律挖掘](#)[期刊论文]-[热带地理](#) 2012(2)
34. 魏建香, 孙越泓, 苏新宁. [基于粒子群优化的文档聚类算法](#)[期刊论文]-[情报学报](#) 2010(3)
35. 曾自力. [基于进化算法的PID控制系统设计方法研究](#)[学位论文]硕士 2006
36. 倪庆剑, 邢汉承, 张志政, 王蓁蓁, 文巨峰. [粒子群优化算法研究进展](#)[期刊论文]-[模式识别与人工智能](#) 2007(3)
37. 董银丽. [一种新的交叉粒子群算法及其应用](#)[学位论文]硕士 2006
38. 刘卓倩. [粒子群优化算法的研究及其在德士古水煤浆气化炉炉温软测量中的应用](#)[学位论文]硕士 2005
39. 秦绪伟. [物流系统集成规划模型及优化算法研究](#)[学位论文]博士 2006

本文链接: [http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical\\_xtgxcb200502015.aspx](http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_xtgxcb200502015.aspx)