

文章编号:1009-3087(2008)05-0171-06

一种基于多种群分层的粒子群优化算法

吕林¹, 罗绮¹, 刘俊勇¹, 田立峰²

(1. 四川大学 电气信息学院, 四川 成都 610065; 2. 宜宾电业局, 四川 宜宾 644400)

摘 要:为解决粒子群优化(PSO)算法收敛速度慢,易于早熟和不足,采用控制理论的分层思想,提出了多种群分层 PSO 算法(HSPPSO)。在第1层采用多种群粒子群并行计算。第2层把每个种群看成一个粒子,种群的最优值作为当前粒子的个体最优值,进行第2层粒子群优化。并把优化结果返回到第1层。在 PSO 算法的运行过程中,对有集聚倾向的粒子进行速度变异处理,重新初始化速度。最后对4个典型的测试函数进行了测试,研究结果表明,与基本微粒群算法比较,作者提出的算法提高了算法的收敛速度和收敛精度,改善了算法的性能。本算法对大规模系统的优化问题求解提供了一个新的思路。

关键词:多种群;粒子群算法;分层结构;演化计算

中图分类号:TP301.6

文献标识码:A

A Hierarchical Structure Poly-particle Swarm Optimization Algorithm

LU Lin¹, LUO Qi¹, LIU Jun-yong¹, TIAN Li-feng²

(1. School of Electrical Info., Sichuan Univ., Chengdu 610065, China;

2. Yi Bin Power Supply Bureau, Yibin 644400, China)

Abstract: In order to improve the performances of particle swarm optimization(PSO) on convergence rate and accurate, a hierarchical structure poly-particle swarm optimization(HSPPSO) approach using the hierarchical structure concept of control theory was presented. In the bottom layer, parallel optimization calculation was performed on poly-particle swarms. In the top layer, each particle swarm in the bottom layer was treated as a particle of the single particle swarm. The best position found by each particle swarm in the bottom layer was regard as the best position of single particle of the top layer. The result of optimization on the top layer was fed back to the bottom layer. If some particles trended to local extremum in PSO algorithm implementation, the particle velocity was updated and re-initialized. The test of proposed method on four typical functions showed that HSPPSO performs better than PSO both on convergence rate and accurate solutions. The HSPPSO proposed in this paper provided a new idea for large scale system optimization problem.

Key words: poly-particle swarm; particle swarm optimization; hierarchical htructure; evolutionary computation

粒子群优化算法(Particle Swarm Optimization, PSO)是近年来发展的一种全新的智能优化算法,它模拟了鸟群觅食过程中的迁徙和群集行为,最初由

Kennedy 博士和 Eberhart 博士于 1995 年提出^[1]。PSO 算法与进化算法相似,采用基于种群的多点并行全局随机搜索策略,但无需复杂的进化操作,而是根据粒子的速度和当前位置决定搜索路径。与早期的智能算法相比,PSO 算法在计算速度和消耗内存上有较大的优势,而且调节参数少,简单易于实现。

收稿日期:2008-03-26

作者简介:吕林(1963-),男,副教授。研究方向:配电自动化。

目前,PSO 算法得到了越来越多的研究人员关注和重视,并已广泛应用于函数优化和组合优化、神经网络训练、机器人路径规划、模式识别和模糊系统控制等应用领域^[2]。此外算法的研究还渗透到电力、通信、经济等领域。但是和其它随机搜索算法一样,PSO 算法仍然不同程度地存在早熟现象。因此,为了提高优化效率,很多学者对基本的微粒群算法进行了研究改进:带有惯性权重的微粒群算法^[3],引入收缩因子的微粒群算法^[4],以及和其它智能算法结合的混合算法等^[5-11]。以上的改进方法在提高优化算法的效率、改善算法的收敛性等不同方面有进一步的提高。但对于大规模系统的优化应用受到限制。

为解决粒子群优化(PSO)算法收敛速度慢,易于早熟的不足,同时扩大粒子群算法在大规模系统优化中的应用,如电力系统中的配电网重构和无功优化问题,作者汲取了控制理论的分层思想,提出了多种群分层 PSO 算法,在第 1 层采用多种群粒子群并行计算,等同于增大了粒子个数,扩大了粒子搜索空间范围。为避免算法陷入局部最优从而早熟,引入扰动策略,迭代中当粒子的飞行速度小于某一限值时,重新初始化速度值。在第 2 层把第 1 层每个种群看成一个粒子,种群的最优值作为当前粒子的个体最优值,进行第 2 层粒子群优化,并把优化结果得到的全局最优解反馈到第 1 层。这样既利用了第 1 层 L 个种群的独立搜索保证寻优过程可以在较大范围进行,又可以利用第 2 层粒子群追逐当前全局最优值来保证算法的收敛性,兼顾了优化过程的精度和效率。通过几个基准测试函数进行检验,结果表明本文提出的算法在优化结果和收敛特性上均具有优势,有效地避免了早熟现象。

1 基本粒子群优化算法

PSO 算法是一种基于群体智能方法的演化计算技术,组成群体的个体是多维搜索空间中无质量和体积的粒子,粒子在搜索空间中的位置代表了优化问题的潜在解,飞行的速度决定了搜索的方向和步长。这些粒子在搜索空间中以一定的速度飞行,并根据自身的飞行经验和同伴的飞行经验对自己的速度进行动态调整,即通过追踪粒子自身迄今为止发现的最好位置以及整个群体迄今为止发现的最好位置来不断地修正自己的前进方向和速度大小,从而形成了群体寻优的正反馈机制。粒子群记忆、追逐当前的两个最好位置,逐步地移到较优的区域,最

终到达整个搜索空间的最好位置。

假设一个 D 维的目标搜索空间,PSO 算法随机初始化一个由 m 个粒子组成的群体,第 i 个粒子的位置 X_i (优化问题的潜在解) 可表示为 $\{x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD}\}$, 将其代入优化目标函数可以得出适应值,用来衡量解的优劣性;相应的飞行速度 V_i 可表示为 $\{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{iD}\}$ 。记粒子自身迄今为止所搜索到的最优解即个体极值 P_i 为 $\{p_{i1}, p_{i2}, \dots, p_{iD}\}$, 群体迄今为止所搜索到的最优解即全局极值 P_g 为 $\{p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gD}\}$ 。每次迭代通过下式来更新速度和位置:

$$\begin{cases} v_{id}^{k+1} = wv_{id}^k + c_1r_1(p_{id}^k - x_{id}^k) + c_2r_2(p_{gd}^k - x_{id}^k) \\ \text{if } v_{id}^{k+1} > v_{\max}, v_{id}^{k+1} = v_{\max}; \\ \text{if } v_{id}^{k+1} < v_{\min}, v_{id}^{k+1} = v_{\min}; \\ x_{id}^{k+1} = x_{id}^k + v_{id}^{k+1} \end{cases} \quad (1)$$

式中, k 为迭代次数, w 为惯性因子, c_1, c_2 为学习因子, r_1, r_2 为区间 $[0, 1]$ 上的随机数。

迭代终止条件为最大迭代次数或(和)粒子群迄今为止搜索到的最优位置满足最小适应值阈值。

式子(1)的第 1 部分是粒子先前的速度,反映了粒子的记忆能力;第 2 部分是粒子的“认知”行为,反映了粒子的思考能力;第 3 部分是粒子的“社会”行为,反映了粒子之间的信息共享和相互合作。

2 多种群分层粒子群优化算法

粒子群算法在搜索时,粒子总是追寻当前全局最优值以及自己迄今搜索到的最优值,容易陷入局部最小^[12]。针对传统 PSO 存在的问题,作者提出的多种群分层粒子群优化算法的思路如下。

1) 基于控制理论分层控制的思想,把粒子群算法用于多种群 2 层优化。第 1 层为 L 个种群,设 p_{ig} 代表第 i 个种群的全局最优值。第 2 层为一个种群, p_g 代表第 2 层优化的全局最优值。图 1 是多种群分层粒子群优化的示意图。

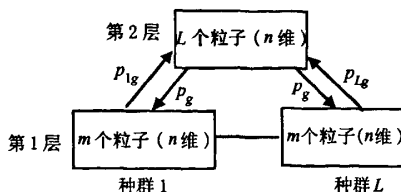


图1 多种群分层粒子群优化示意图

Fig. 1 Hierarchical structure poly-particle swarm

假设在第 1 层有 L 个种群,每个种群有 m 个粒子, L 个种群并行计算,相当于粒子的个数增大为

$L * m$, 因粒子数量增多扩大了粒子搜索空间范围。多种群并行计算并没有因为粒子个数增加使计算时间增加。 L 个种群除根据本粒子群的个体和全局极值来修正群中粒子的速度和位置外, 还考虑多种群全局极值来修正群中粒子的速度和位置, 在算法中加入修正项 $c_3 r_3 (p_g^k - x_{ij}^k)$, 对粒子群进行迭代操作的公式如下:

$$\begin{cases} v_{ij}^{k+1} = wv_{ij}^k + c_1 r_1 (p_{ij}^k - x_{ij}^k) + c_2 r_2 (p_{ig}^k - x_{ij}^k) + \\ \quad c_3 r_3 (p_g^k - x_{ij}^k) \\ \text{if } v_{ij}^{k+1} > v_{\max}, v_{ij}^{k+1} = v_{\max}; \\ \text{if } v_{ij}^{k+1} < v_{\min}, v_{ij}^{k+1} = v_{\min}; \\ x_{ij}^{k+1} = x_{ij}^k + v_{ij}^{k+1} \end{cases} \quad (2)$$

式中, k 为迭代次数, w 为惯性因子, c_1, c_2, c_3 为学习因子, r_1, r_2, r_3 为区间 $[0, 1]$ 上的随机数。 i 代表种群, $i = 1, \dots, L, j$ 代表粒子, $j = 1, \dots, m, x_{ij}^k$ 为第 i 个种群第 j 个粒子的位置变量, p_{ij}^k 为第 i 个种群第 j 个粒子的个体极值。

迭代终止条件为最大迭代次数或(和)粒子群迄今为止搜索到的最优位置满足最小适应值阈值。

式子(2)的第4部分是全局经验对粒子的影响, 反映了粒子与全局极值之间的信息共享和相互合作。

第2层在第1层多种群粒子群算法的优化基础上再进行2次优化, 将 L 个种群的每个种群看成一个粒子, 种群的最优值 p_{ig} 作为当前粒子的个体最优, 应用粒子群算法进行第2层寻优。对粒子群算法速度更新进行迭代操作的公式如下:

$$\begin{cases} v_i^{k+1} = wv_i^k + c_1 r_1 (p_{ig}^k - x_i^k) + c_2 r_2 (p_g^k - x_i^k) \\ \text{if } v_i^{k+1} > v_{\max}, v_i^{k+1} = v_{\max}; \\ \text{if } v_i^{k+1} < v_{\min}, v_i^{k+1} = v_{\min}; \\ x_i^{k+1} = x_i^k + v_i^{k+1} \end{cases} \quad (3)$$

第2层粒子群算法根据第1层每个种群的全局最优修正粒子的速度, 这样既利用了第1层 L 个种群的独立搜索保证寻优过程可以在较大范围进行, 又可以利用第2层粒子群追逐当前全局最优点来保证算法的收敛性, 兼顾了优化过程的精度和效率。

2) 引入扰动策略。PSO 算法依靠群体之间的合作与竞争来指导寻优, 一旦某粒子发现一个当前最优位置, 其他粒子将迅速向其靠拢, 聚集在该点。此时, 群体丧失了多样性, 粒子之间无法相互作用、相

互影响, 而粒子本身没有变异机制, 整个群体就停滞在该点。如果该点是局部最优, 粒子群就无法再搜索其他区域, 算法陷入局部最优, 出现所谓的早熟现象。为避免算法陷入局部最优从而早熟, 第一层迭代中当粒子的飞行速度小于某一限值时, 速度的变化已不能更新粒子的位置, 粒子群趋向同一, 此时不遵循原有的速度更新策略, 而是重新初始化速度值, 进行寻优迭代。

3 算法流程

1) 初始化。设置种群数 L , 确定粒子群规模 m 和算法参数, 即惯性因子、学习因子、速度限值等, 设置最大迭代次数。

2) 第1层每个种群在控制变量变化范围内随机生成 m 个解, 计算目标函数值, 每个粒子的当前位置作为粒子自身当前的最优解 p_{ij} , 所有粒子的最优适应值对应的解作为群体当前的最优解 p_{ig} , 并把 p_{ig} 传送到第2层。

3) 第2层接收第1层传送的 L 个 p_{ig} , 作为粒子的初始值, 每个粒子的当前位置作为粒子自身当前的最优解 p_{ig} , 所有粒子的最优适应值对应的解作为群体当前的最优解 p_g , 并把 p_g 传送到第1层。

4) 第1层接收第2层送来的 p_g , 每个种群根据式(2)更新粒子的飞行速度和位置, 如果速度小于某一限值, 随机产生速度值。

5) 第1层计算粒子的适应值; 对每个粒子, 将适应值与当前个体极值进行比较, 如果较优, 则更新当前的个体极值, 选取所有粒子自身当前最优解对应的目标值中的最小值作为粒子群当前迭代过程的全局最优解, 并与全局极值进行比较, 如果较优, 则更新当前的全局极值, 并把全局极值对应的解 p_{ig} 传送到第2层。

6) 第2层接收第1层送来的 p_{ig} , 所有粒子的最优适应值对应的解作为群体当前的最优解 p_g , 对每个粒子, 根据式(3)更新粒子的飞行速度和位置。

7) 第2层计算粒子的适应值; 对每个粒子, 将适应值与当前个体极值进行比较, 如果较优, 则更新当前的个体极值; 选取所有粒子自身当前最优解对应的目标值中的最小值作为粒子群当前迭代过程的全局最优解, 并与全局极值进行比较, 如果较优, 则更新当前的全局极值 p_g , 并把 p_g 传送到第1层。

8) 判断迭代结束条件, 满足, 输出结果 p_g , 不满足转到4)。

4 算 例

为了研究算法的性能,取 Spherical、Rosenbrock、Griewank 和 Rastrigin 4 个进化计算常用的基准函数进行测试,其全局最小值均为 0。其中,Spherical、Rosenbrock 为单峰函数,Griewank、Rastrigin 为多峰函数,它们具有大量的局部极小点。

f_1 :Spherical 函数

$$f_1(x) = \sum_{i=1}^n x_i^2, \quad -100 \leq x_i \leq 100;$$

f_2 :Rosenbrock 函数

$$f_2(x) = \sum_{i=1}^n [100 \times (x_{i+1} - x_i^2)^2 + (x_i - 1)^2],$$

$-100 \leq x_i \leq 100;$

f_3 :Griewank 函数

$$f_3(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^n (x_i - 100)^2 - \prod_{i=1}^n \cos(\frac{x_i - 100}{\sqrt{i}}) + 1,$$

$-100 \leq x_i \leq 100;$

f_4 :Rastrigin 函数

$$f_4(x) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10\cos(2\pi x_i) + 10),$$

$-100 \leq x_i \leq 100.$

4 个基准测试函数的维数分别设为 10,相应最大迭代次数为 500,每个实验随机运行 10 次,群体规模 m 取值为 40,种群个数为 5,惯性权重为 0.7298, c_1 、 c_2 、 c_3 均为 1.4962。

表 1 给出了 PSO 和 HSPPSO 两种优化算法针对 4 种标准测试函数的测试结果。

表 1 仿真结果比较
Tab.1 Simulation solutions

函数	算法	最小值	最大值	平均值
f_1	PSO	3.0083×10^{-9}	8.9688×10^{-5}	3.5601×10^{-8}
	HSPPSO	3.5860×10^{-12}	1.9550×10^{-7}	4.2709×10^{-11}
f_2	PSO	5.7441	8.8759	7.65997
	HSPPSO	4.2580	7.8538	5.5342
f_3	PSO	0	24.9412	7.36575
	HSPPSO	0	2.3861	0.23861
f_4	PSO	4.9750	13.9392	10.15267
	HSPPSO	0.9950	7.9597	4.4806

由表 1 可以看出,多种群分层粒子群优化算法在求解能力上优于 PSO,不论是对考查局部搜索能力的 Spherical、Rosenbrock 函数还是考查综合搜索能力的 Griewank、Rastrigin 函数,HSPPSO 总体上都取得了优于 PSO 的结果。对单峰函数 HSPPSO 和

PSO 的寻优能力差距不太明显,但在多峰函数上,HSPPSO 的寻优效果较之 PSO 更好,说明 HSPPSO 在避免陷入早熟收敛,实现全局寻优能力上具有更好的应用前景。

图 2~图 9 为 HSPPSO 和 PSO 算法对 4 个标准测试函数随机迭代 10 次后得到的适应度进化曲线,从图中可以看出,HSPPSO 算法无论是在初始收敛速度或是在最终收敛到最优值的迭代次数上都要优于 PSO 算法,并且在一些测试过程中,PSO 算法根本无法找到最优值。

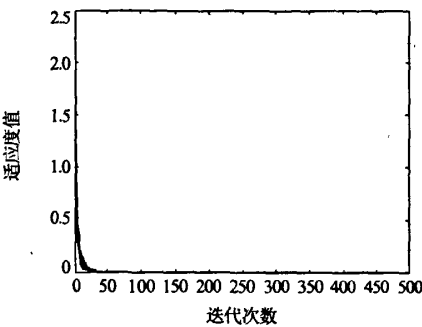


图 2 HSPPSO 算法测试 f_1 函数
Fig.2 HSPPSO test function f_1

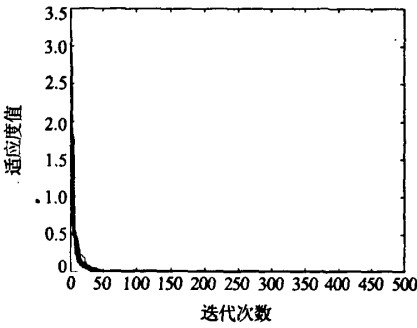


图 3 PSO 算法测试 f_1 函数
Fig.3 PSO test function f_1

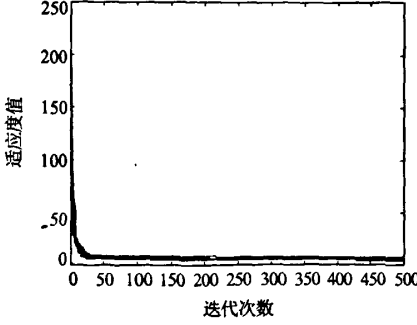
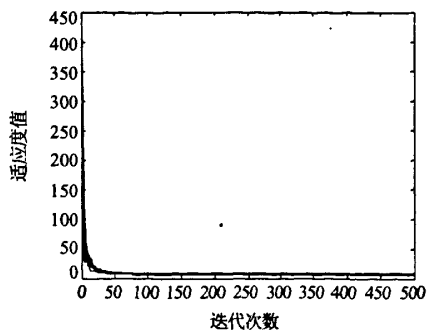
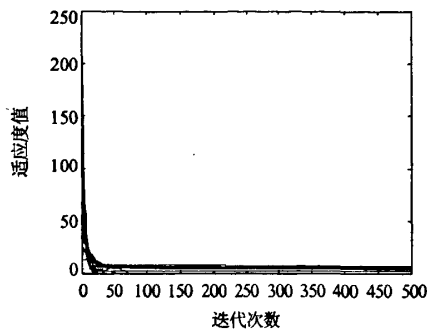
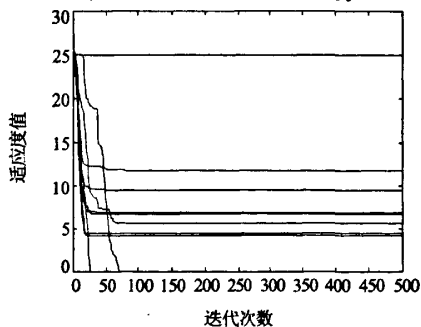
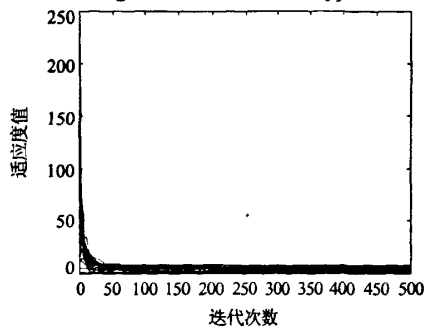
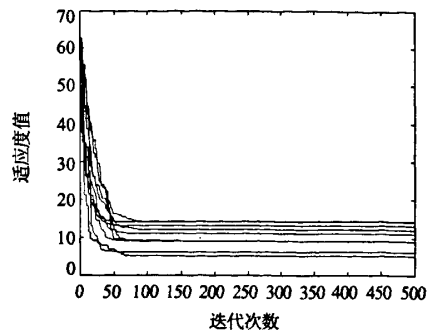


图 4 HSPPSO 算法测试 f_2 函数
Fig.4 HSPPSO test function f_2

图5 PSO算法测试 f_2 函数Fig.5 PSO test function f_2 图6 HSPPSO算法测试 f_3 函数Fig.6 HSPPSO test function f_3 图7 PSO算法测试 f_3 函数Fig.7 PSO test function f_3 图8 HSPPSO算法测试 f_4 函数Fig.8 HSPPSO test function f_4 图9 PSO算法测试 f_4 函数Fig.9 PSO test function f_4

5 结论

作者提出的多种群分层粒子群优化算法与标准PSO算法比较看出,算法能够获得更好的适应度值;在相同的迭代步长情况下拥有更快的收敛速度。该算法提出的多种群分层并行计算的思想对大规模系统的优化问题求解提供了一个新的思路。

参考文献:

- [1] Kennedy J, Eberhart R. Particle swarm optimization[C]// Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks. 1995, 4: 1942 - 1948.
- [2] Vanden Bergh F, Engelbrecht A P. Training product unit networks using cooperative particle swarm optimization [C]// IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Washington DC, USA. 2001: 126 - 131.
- [3] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer [C]// IEEE World Congress on Computational Intelligence. 1998: 69 - 73.
- [4] Eberhart R C, Shi Y. Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization [C]// Proceedings of the IEEE Conference on Evolutionary Computation. ICEC, 2001: 84 - 88.
- [5] Løvbjerg M, Rasmussen T K, Krink T. Hybrid particle swarm optimizer with breeding and subpopulations [C] // Third Genetic and Evolutionary Computation Conference. Piscataway, NJ: IEEE Press, 2001: 469 - 476.

- [6] Noel M M, Jeannette T C. Simulation of a new hybrid particle swarm optimization algorithm [C]//Proceedings of the Thirty-Sixth Southeastern Symposium on System Theory. 2004:150-153.
- [7] Li Binyu, Xiao Yunshi, Wu Qidi. Hybrid algorithm based on particle swarm optimization for solving constrained optimization problems [J]. Control and Decision, 2004(07): 804-807. [李炳宇, 萧蕴诗, 吴启迪. 一种基于粒子群算法求解约束优化问题的混合算法[J]. 控制与决策, 2004(07):804-807.]
- [8] Li Ning, Liu Fei, Sun Debao. A study on the particle swarm optimization with mutation operator constrained layout optimization [J]. Chinese Journal of Computers, 2004(07):897-903. [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(07):897-903.]
- [9] Li Aiguo. Particle swarms cooperative optimizer [J]. Journal of Fudan University, 2004(05):923-925. [李爱国. 多粒子群协同优化算法[J]. 复旦学报:自然科学版, 2004(05):923-925.]
- [10] Visakan K, Kirusnapillai S. Stability analysis of the particle dynamics in particle swarm optimizer [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2006, 10(3):245-255.
- [11] Guo Z Q, Xiao Y. MIMO system multiuser detection based on particle swarm optimization algorithm [C]//8th International Conference on Signal Processing. Guilin, 2006.
- [12] 王凌. 智能优化算法及其应用[M]. 北京:清华大学出版社, 2001.

(编辑 杨 蓓)

作者: [吕林](#), [罗绮](#), [刘俊勇](#), [田立峰](#), [LU Lin](#), [LUO Qi](#), [LIU Jun-yong](#), [TIAN Li-feng](#)
作者单位: [吕林, 罗绮, 刘俊勇, LU Lin, LUO Qi, LIU Jun-yong \(四川大学, 电气信息学院, 四川, 成都, 610065\)](#), [田立峰, TIAN Li-feng \(宜宾电业局, 四川, 宜宾, 644400\)](#)
刊名: [四川大学学报 \(工程科学版\)](#) 
英文刊名: [JOURNAL OF SICHUAN UNIVERSITY \(ENGINEERING SCIENCE EDITION\)](#)
年, 卷(期): 2008, 40 (5)
被引用次数: 4次

参考文献(12条)

1. Kennedy J;Eberhart R [Particle swarm optimization](#) 1995
2. Vanden Bergh F;Engelbrecht A P [Training product unit networks using cooperative particle swarm optimization](#) 2001
3. Shi Y;Eberhart R C [A modified particle swarm optimizer](#) 1998
4. Eberhart R C;Shi Y [Comparing inertia weights and constriction factors in particle swarm optimization](#) 2001
5. L.Φvbjerg M;Rasmussen T K;Krink T [Hybrid particle swarm optimizer with breeding and subpopulations](#) 2001
6. Noel M M;Jeannette T C [Simulation of a new hybrid particle swarm optimization algorithm](#) 2004
7. 李炳宇;萧蕴诗;吴启迪 [一种基于粒子群算法求解约束优化问题的混合算法](#)[期刊论文]-[控制与决策](#) 2004 (07)
8. 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)
9. 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 (05)
10. Visakan K;Kirusnapillai S [Stability analysis of the particle dynamics in particle swarm optimizer](#) [外文期刊] 2006 (03)
11. Guo Z Q;Xiao Y [MIMO system multiuser detection based on particle swarm optimization algorithm](#) 2006
12. 王凌 [智能优化算法及其应用](#) 2001

本文读者也读过(7条)

1. [罗德相](#), [周永权](#), [黄华娟](#), [韦杏琼](#), [LUO De-xiang](#), [ZHOU Yong-quan](#), [HUANG Hua-juan](#), [WEI Xing-qiong](#) [多种群粒子群优化算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#)2010, 46 (19)
2. [赵勇](#), [岳继光](#), [李炳宇](#), [张传升](#), [Zhao Yong](#), [Yue Jiguang](#), [Li Bingyu](#), [Zhang Chuansheng](#) [一种新的求解复杂函数优化问题的并行粒子群算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#)2005, 41 (16)
3. [丁鑫鑫](#), [唐常杰](#), [曾涛](#), [张培颂](#), [徐开阔](#), [刘齐宏](#), [DING Xin-Xin](#), [TANG Chang-Jie](#), [ZENG Tao](#), [ZHANG Pei-Song](#), [XU Kai-Kuo](#), [LIU Qi-Hong](#) [基于最佳粒子共享和分层搜索的并行粒子群优化算法](#)[期刊论文]-[四川大学学报 \(自然科学版\)](#) 2008, 45 (4)
4. [张顶学](#), [关治洪](#), [刘新芝](#) [多种群并行粒子群算法研究](#)[会议论文]-2007
5. [吴方劼](#), [张承学](#), [段志远](#), [WU Fang-jie](#), [ZHANG Cheng-xue](#), [DUAN Zhi-yuan](#) [基于动态多种群粒子群算法的无功优化](#) [期刊论文]-[电网技术](#)2007, 31 (24)
6. [张洪波](#) [多种群粒子群分层进化优化算法](#)[期刊论文]-[中国科技信息](#)2010 (8)
7. [张洪波](#) [基于可拓学的多种群粒子群优化算法研究](#)[学位论文]2010

引证文献(4条)

1. [林楠](#) [一种新型的动态粒子群优化算法](#)[期刊论文]-[计算机应用研究](#) 2011(3)
2. [张洪波](#) [多种群粒子群分层进化优化算法](#)[期刊论文]-[中国科技信息](#) 2010(8)
3. [刘丽](#) [基于多种群分层粒子群优化算法的电力系统低压减载优化方法研究](#)[期刊论文]-[四川电力技术](#) 2012(2)
4. [耿志强](#), [韩永明](#), [朱群雄](#) [一种新的多种群竞争粒子群优化算法及高密度聚乙烯装置操作优化](#)[期刊论文]-[化工学报](#) 2011(8)

本文链接: http://d.g.wanfangdata.com.cn/Periodical_scdxxb-gckx200805031.aspx