

粒子群优化算法在天线方向图综合中的应用

王维博^{1,2}, 冯全源¹

(1. 西南交通大学信息科学与技术学院 成都 610031; 2. 西华大学电气信息学院 成都 610039)

【摘要】针对目前粒子群优化算法在多零点低旁瓣约束的阵列天线方向图综合中早熟收敛、易陷入局部极值的问题,提出了一种改进的粒子群优化算法MSPSO,在多子群、层次化的模型中采用von Neumann邻域结构,以改善收敛速度和优化精度。建立一种新的目标函数模型,对顶层和底层的子群分别采用适合其特点的适应值目标函数,平衡了算法的全局和局部搜索能力。仿真结果表明,将该算法应用于阵列天线方向图综合中,取得了很好的优化效果。

关键词 阵列天线; 进化算法; 层次化; 粒子群优化算法

中图分类号 TN820.1

文献标识码 A

doi:10.3969/j.issn.1001-0548.2011.02.016

Application of PSO Algorithm to Antenna Array Pattern Synthesis

WANG Wei-bo^{1,2} and FENG Quan-yuan¹

(1. School of Information Science & Technology, Southwest Jiaotong University Chengdu 610031;

2. School of Electric Information, Xihua University Chengdu 610039)

Abstract According to the prematurity and easily trapping in local optimum by using particle swarm optimization (PSO) in the pattern synthesis of antenna arrays with sidelobe reduction and nulls control, a multiple subpopulation PSO algorithm (MSPSO) is presented in this paper. The MSPSO algorithm is built by employing the strategy of hierarchy and subpopulation with neighbor structure of von Neumann to improve the convergence speed and accuracy. A modified objective function model that adopts different fitness functions according to the character of the top and bottom layer is proposed to balance effectively the local and global searching ability of MSPSO algorithm. The simulation results show that the MSPSO algorithm can achieve relatively high performance in the pattern synthesis of antenna arrays.

Key words antenna arrays; evolutionary algorithms; hierarchy; particle swarm optimization

智能天线是一种多天线技术,它采用阵列天线形成可控的波束,指向并随时跟踪用户,已被广泛应用于雷达、抗干扰通信、军事等诸多领域^[1]。

智能天线系统的关键技术是阵列天线综合,它是一个复杂的非线性优化问题。其目标函数或者约束条件往往是多参数、非线性的,已有的经典优化方法往往难以有效求解。因此需要研究更有效的优化方法。近年来,基于进化的各种智能算法对阵列天线进行综合,已成为研究的热门课题。

遗传算法^[2-4]、差分进化算法^[5-6]和PSO算法^[7-9]等已应用在阵列天线方向图综合优化中。这些智能算法在旁瓣抑制和深零陷生成方面取得了良好的效果,但对于多零点、低旁瓣约束的阵列天线方向图综合仍然难以避免早熟收敛^[10]。

针对传统PSO算法在阵列天线方向图优化过程中容易出现早熟收敛、陷入局部极值的问题,本文提出一种改进的PSO算法,在多子群、层次化模型基础上采用von Neumann邻域结构,能较好地改善算法的收敛精度和优化速度。为了能在多个深零陷生成及旁瓣抑制方面取得更好的效果,本文建立了一种新的阵列天线方向图综合目标函数模型,将改进的PSO算法应用于阵列天线方向图的优化中,仿真结果验证了新算法的有效性。

1 基本粒子群优化算法PSO

PSO算法是文献[11]提出的一种模仿鸟群社会行为的智能优化算法。 m 个粒子组成的粒子群在 D 维目标搜索空间中寻找最优解。每次迭代后,第 i 个粒子速度与位置更新为:

收稿日期: 2009-10-05; 修回日期: 2010-03-15

基金项目: 国家自然科学基金重大项目(60990320,60990323); 国家863计划(2009AA01Z230)

作者简介: 王维博(1977-),男,博士生,主要从事智能计算、自适应信号处理方面的研究。

$$v_{id}(t+1) = \omega v_{id}(t) + c_1 r_1 (p_{id}(t) - x_{id}(t)) + c_2 r_2 (p_{gd}(t) - x_{id}(t)) \quad (1)$$

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

式中, $i \in [1, m]$, $d \in [1, D]$; ω 为惯性权重; c_1 和 c_2 为加速常数; r_1 和 r_2 为在 $[0, 1]$ 范围内变化的随机数。第 i 个粒子的位置表示为 $\mathbf{x}_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}, \dots, x_{iD})$, 它经历过的最好位置记为 \mathbf{p}_{best} , 所有粒子经历过的最好位置记为 \mathbf{g}_{best} 。

传统的PSO算法采用 \mathbf{g}_{best} 的邻域结构, 具有收敛速度快的优点, \mathbf{g}_{best} 会吸引种群中所有的粒子。实验已证明在低维空间中, 该方法很有效, 但维数一旦增高, 种群则极易陷入局部最优。通常表现为进化后期, 粒子聚集度越来越高, 难以找到更好的全局最优粒子, 整个种群停滞不前。需要采取一些策略来保证种群的多样性, 使粒子跳出局部极值。

2 改进的粒子群优化算法MSPSO

2.1 算法介绍

多子群PSO算法由于各子群之间的竞争协作, 使得算法的性能有所提高。文献[12]采用粒子群两层划分模型, 文献[13]提出一种基于主从模式的多子群协同PSO算法, 通过对从子群的单独进化保持种群的多样性, 但都未能有效改善PSO算法的局部搜索能力。文献[14]提出了多子群的分层结构, 预先设定一个等级层次结构, 将种群划分为若干个子群, 构成底层。各子群中的非最优粒子相对独立地进化, 而每个子群的最优粒子则构成层次结构的上一层。该算法较好地平衡了全局和局部搜索能力。但因为传统的PSO算法没有充分利用其他邻域个体的有效信息, 仅利用了 \mathbf{g}_{best} 信息, 所以可能会使粒子迅速收敛到 \mathbf{g}_{best} 附近, 从而易使算法陷入早熟收敛。

为了更加充分地利用粒子邻域个体的信息, 本文提出一种基于多子群的层次化粒子群优化算法(MSPSO)。该算法在文献[14]提出的分层结构模型基础上, 引入了von Neumann邻域结构。文献[15]全面地比较了多种拓扑结构, 指出von Neumann邻域结构的PSO算法的性能最优。在von Neumann邻域结构中, 不同邻域内的个体趋向于不同位置, 能保持个子群的多样性。

相对于文献[13], MSPSO算法具有更加简洁的拓扑结构。图1是两级层次的多子群结构。在每次迭代进化时, 底层子群 $B_1 \sim B_5$ 各自独立地进化, 以保持多样性。同时各底层子群的最优粒子再重新组合成顶层子群 T_1 。 T_1 可以采用与底层不同的算法独立进化, 以加快收敛速度。

根据对邻域个体最优位置的不同利用方式, 本文给出了MSPSO的两种实现形式, 相应的算法分别称为MSPSO_gbest和MSPSO_von。MSPSO_gbest算法中, 顶层和底层都采用全局最优邻域结构的SPSO算法, 各子群内所有个体都趋向于同一个位置, 此时算法的收敛速度较快。MSPSO_von算法中, 顶层采用全局最优邻域结构的SPSO算法, 底层则采用von Neumann邻域结构的SPSO算法, 不仅能较好地维持各子群的多样性, 而且能充分利用子群的最佳位置信息, 大幅度提高PSO算法的优化性能。

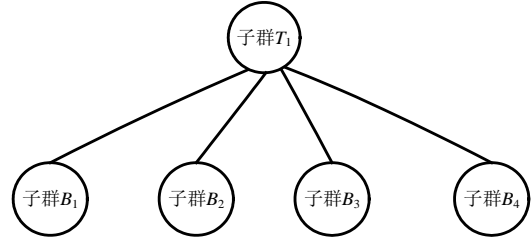


图1 两级层次的多子群结构

2.2 算法性能分析

选用5个经典测试函数Sphere、Ackley、Griewank、Rastrigin和Rosenbrock^[16]来检验算法MSPSO_gbest和MSPSO_von的性能, 并与SPSO、微扰粒子群优化算法PPSO^[8]做比较。MSPSO算法采用如图1的两级分层多子群结构, 种群规模为40个粒子, 底层子群个数为4, 子群规模为10个粒子。最大迭代次数 T_{max} 为3000, 运行30次取平均值。

表1给出了各算法在最大迭代次数 T_{max} 后的平均最优适应值(反映收敛精度)及其标准方差(反映算法的稳定程度); 表2是各算法在5个测试函数中成功收敛时的平均迭代次数(反映收敛速度)及相应成功收敛率(反映收敛可靠性)。

从表1、2可知, 算法MSPSO_gbest、MSPSO_von的收敛速度、精度和可靠性都明显优于SPSO, 表明在适当的拓扑结构下, 充分利用邻域个体的信息可以有效提高PSO算法的优化效果。其次, 算法MSPSO_gbest和MSPSO_von的收敛精度要优于PPSO算法。除测试函数Griewank和Rastrigin外, 两种MSPSO算法的收敛速度均比PPSO快。这是因为算法MSPSO既充分利用了优秀邻域个体的信息, 又避免了较差邻域个体的负面影响, 并通过分层机制保持了种群的多样性, 加快了算法的收敛速度。再次, 总体上MSPSO_von的收敛速度和精度略优于MSPSO_gbest。这是由于MSPSO_von中各子群有更好的多样性, 可以在牺牲一定收敛速度的前提下更充分地搜索局部区域, 提高收敛精度。为了更进一步提高算法的性能, 两层的粒子可以分配不同的任务(目标函数)。

表1 平均最优适应值和标准方差

优化算法	Sphere	Ackley	Griwank	Rastrigin	Rosenbrock
SPSO	5.42×10 ⁻²⁴ /1.23×10 ⁻²³	0.038 5/0.210 9	0.023 0/0.022 8	71.106 2/12.595 4	48.863 3/54.426 6
PPSO	3.12×10 ⁻³¹ /1.03×10 ⁻³⁰	3.57×10 ⁻⁰⁸ /1.12×10 ⁻⁷	0.018 3/0.010 7	95.201 1/24.722 4	67.415 0/55.535 9
MSPSO_gbest	2.13×10 ⁻³³ /7.50×10 ⁻³⁴	3.30×10 ⁻¹⁵ /3.73×10 ⁻¹⁶	0.008 5/0.007 1	81.143 4/16.413 0	54.233 0/17.519 0
MSPSO_von	2.62×10 ⁻³³ /3.14×10 ⁻³³	1.20×10 ⁻²⁰ /2.41×10 ⁻²⁰	0.001 5/0.003 7	78.615 8/12.133 7	60.103 5/13.523 1

表2 平均迭代次数和成功收敛率

优化算法	Sphere	Ackley	Griwank	Rastrigin	Rosenbrock
SPSO	647(1)	663(0.97)	593(1)	385(1)	31 078(0.87)
PPSO	451(1)	909(1)	270(1)	250(1)	326(1)
MSPSO_gbest	380(1)	470(1)	375(1)	350(1)	300(1)
MSPSO_von	421(1)	452(1)	381(1)	346(1)	286(1)

3 阵列天线方向图综合

3.1 目标函数模型的建立

将PSO算法应用于阵列天线方向图综合,其目标函数的选取直接关系到方向图的优化结果和算法效率。文献[7]将目标函数定义为设计方向图与计算方向图的相对误差,这类目标函数都需要对于方向图的先验知识。由于信号、干扰和信道环境都是时变的,所以一般而言没有对方向图的先验知识可以使用。文献[3,8-9]将目标函数定义为方向图各项性能指标的加权和,这类目标函数不需要关于方向图的先验知识,并且通过在目标函数中加入零陷方差项克服了已有算法中的零陷不均衡问题。

对于MSPSO算法,顶层子群和底层子群的任务不同,两者对PSO算法的要求也不同,所以要根据不同指标,对顶层和底层的子群采用适合其特点的适应值目标函数。顶层子群主要负责全局搜索,探索未知区域,精度要求不高,尽量避免陷入局部极小点;而底层子群注重搜寻局部最优解所在的区域,要求搜索速度快。由于顶层子群搜索范围广,其进化所需时间相对较长,因此可通过减少全局种群目标函数的个数来节省运算量,在进化相同代数的情况下保证搜索到最优解。另外,由于顶层子群在每次进化中都从底层引入一定数目的新个体,使得最优解包含在顶层子群的搜索范围内,从而保证了粒子的多样性和质量。

对于由N个理想点源组成的离散直线阵,以阵列的第一个单元为参考点,在不考虑单元之间耦合的条件下,天线阵的远场方向图可表示为^[6]:

$$F(\theta) = \sum_{i=1}^N a_i e^{j(\frac{2\pi}{\lambda} d_i \sin \theta + \beta_i)} \quad (3)$$

式中,θ为空间辐射角;λ为工作波长;波数k=2π/λ;

d_i为第i个单元到第一个单元的距离;α_i和β_i分别是第i个天线单元电流的幅度和相位。

因为电流分布对零陷的灵敏度比对旁瓣电平的要高^[1],所以在选取全局搜索子群的优化目标时应优先考虑灵敏度低的目标函数,才能加快搜索速度,即顶层子群着重考虑阵列天线的旁瓣电平,底层子群优化旁瓣电平和零陷。所以,本文给出了如下目标函数模型(简称模型1),选择顶层子群的目标函数为:

$$f = |\text{MSLL} - \text{SLVL}| \text{MSLL} = \max_{\theta \in S} \{F(\theta)\} \quad (4)$$

选择底层子群的目标函数为:

$$f = \alpha |\text{MSLL} - \text{SLVL}| + \beta |\text{NULL_PAT} - \text{NLVL}| \quad (5)$$

式中,F(θ)为天线方向图函数;S为方向图的旁瓣区域;MSLL为最高旁瓣电平,SLVL为设计旁瓣电平;NULL_PAT为平均零陷深度,NLVL为设计零陷深度。

3.2 目标函数模型的性能分析

为了验证本文提出的目标函数模型的优势,将目标函数模型1和文献[3,8-9]中采用的目标函数模型(简称模型2)作为MSPSO_von算法的适应值目标函数。图2给出了两种模型下的适应值进化曲线。

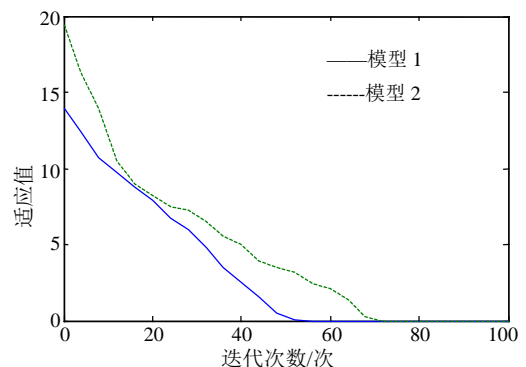


图2 两种模型下的适应值进化曲线比较

由图2可知,在算法优化的后期,两种模型的适应值进化曲线都能趋于收敛,说明采用这两种目标函数模型作为适应值函数是有效的,同时也表明

MSPSO_von算法对于两种目标函数模型最优值的求解是可行的。

进一步分析可得,在两种模型下,适应值在进化过程中的收敛特性有明显不同。本文提出的目标函数模型1的适应值曲线表现出很好的收敛特性。不仅模型1的适应值曲线始终低于模型2,而且模型1能迅速收敛,50次迭代就可以接近收敛值,而模型2需要70次迭代才能接近收敛值,说明模型1根据MSPSO算法的多子群和层次化的特点,在选取全局搜索种群的优化目标时优先考虑了灵敏度低的目标函数,而对于局部搜索种群既考虑副瓣电平,同时兼顾零陷的要求,所以能够加快收敛速度,提高收敛精度。另外,相对于模型2,模型1在底层子群的目标函数中弱化了指标NULL_STD(多个零陷深度的方差),即相应的位置只要达到预设的零陷条件,就认为满足设计要求,而不过分强调多个零陷深度的一致性,使得MSPSO算法的计算量进一步减小,从而加速算法的收敛。

4 仿真实例

实例1 为了分析算法的改进效果,采用文献[3]中的设计实例进行测试。由 $N=20$ 的天线阵元组成均匀直线阵,设初始电流的相位均为零(边射阵),电流幅值对称。设计指标:在 40° 、 45° 、 50° 处形成 -80 dB的零陷,旁瓣电平 -15 dB以下。

优化算法采用MSPSO_von,适应值函数选择目标函数模型1。其中MSPSO_von算法采用如图1的两级分层、多子群结构。底层子群个数为4,子群规模为5个粒子;顶层子群个数为1,由底层各子群的最优粒子重新组合而成。最大迭代次数200。

经过50次迭代优化得到方向图图3,激励电流幅值如表3所示。优化后,方向图达到预定的目标,而文献[3]需要60次迭代。图3中的3个零陷分别为 -112 、 -111.2 和 -103.4 dB,优于文献[3]中的 -80 dB。初始种群数为20,远远低于文献[3]中的120。

实例2 采用文献[8]中的实例。由 $N=20$ 的天线阵元组成均匀直线阵,阵元间距为 $\lambda/2$,激励电流的

相位均为0(边射阵),电流幅值对称,对电流幅值进行优化。设计指标:旁瓣电平在 -15 dB以下,分别在 -20° 、 -30° 、 -40° 、 -50° 、 -60° 处形成 -95 dB的零陷。

优化算法的设置同实例1。优化后得到的方向图如图4所示,激励电流幅值见表4。

由图4可以看出,经过优化后,方向图达到了预定的目标。不到50次迭代,5个零陷均可达到 -95 dB,而文献[8]的PPSO算法中,50个粒子迭代50次才能实现 -80 dB的3个零陷。最高旁瓣电平为 -21.95 dB,优于文献[8]的最高旁瓣电平 -17.85 dB。文献[3,6,8]中的初始种群数分别为120、400和100,而本文采用的MSPSO算法,初始粒子群数仅为20。

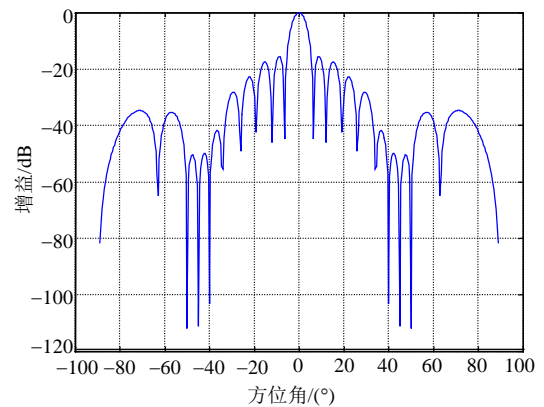


图3 实例1天线阵列的归一化方向图

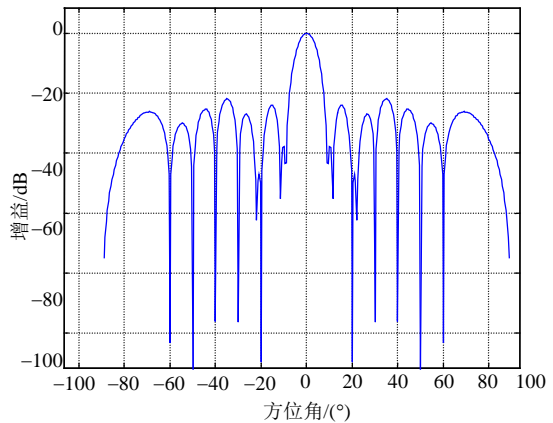


图4 实例2天线阵列的归一化方向图

表3 实例1中20个阵元优化后的激励电流幅值

阵元	1, 20	2, 19	3, 18	4, 17	5, 16	6, 15	7, 14	8, 13	9, 12	10, 11
激励幅值	0.298 5	0.591 2	0.831 4	0.755 2	0.715 2	0.726 7	0.768 7	0.819 5	0.843 6	0.900 4

表4 实例2中20个阵元优化后的激励电流幅值

阵元	1, 20	2, 19	3, 18	4, 17	5, 16	6, 15	7, 14	8, 13	9, 12	10, 11
激励幅值	0.112 1	0.427 5	0.234 2	0.439 2	0.619 1	0.659 3	0.637 4	0.843	0.944 4	0.999 2

5 结束语

针对PSO算法在阵列天线方向图优化中易陷入局部极值、早熟收敛问题, 本文提出了一种改进的PSO算法MSPSO, 基于分层次、多子群策略, 采用von Neumann邻域结构, 在保持种群多样性的同时, 充分利用其他邻域个体的有效信息。

对于多零点低旁瓣约束的阵列天线方向图综合, 为了提高算法的优化性能和算法效率, 本文建立了一种新的目标函数模型, 根据MSPSO算法各分子群任务的不同, 采用适合其特点的适应值目标函数, 较好地平衡了算法的全局和局部搜索能力。实验结果表明, 其收敛性能比现有文献[3,8-9]中的目标函数模型更为优越。

为说明本文提出的MSPSO算法和目标函数模型的实用性和有效性, 将其应用在阵列天线方向图综合中, 仿真结果表明, 该算法具有收敛速度快、精度高、算法可靠等优势, 其应用前景广阔。

参 考 文 献

- [1] 尚飞, 蔡亚星, 张颖, 等. 阵列天线的双种群遗传算法综合[J]. 电波科学学报, 2007, 22(2): 224-227.
SHANG Fei, CAI Ya-xing, ZHANG Ying, et al. Synthesis of array antenna using double population genetic algorithm [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2007, 22(2): 224-227.
- [2] 路占波, 孙丹, 陈亚军. 遗传算法在共形天线阵方向图综合中的应用[J]. 系统仿真学报, 2009, 21(5): 1488-1491.
LU Zhan-bo, SUN Dan, CHEN Ya-jun. Application of genetic algorithm to conformal antenna array pattern synthesis[J]. Journal of System Simulation, 2009, 21(5): 1488-1491.
- [3] 范瑜, 金荣洪. 基于一种新的遗传算法的天线方向图综合技术[J]. 电波科学学报, 2004, 19(2): 182-186.
FAN Yu, JIN Rong-hong. Pattern synthesis of antennas based on a novel genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2004, 19(2): 182-186.
- [4] LI W T, SHI X W, XU L, et al. Improved GA and PSO culled hybrid algorithm for antenna array pattern synthesis [J]. Progress in Electromagnetics Research, 2008, 80: 461-476.
- [5] KURUP D G, HIMDI M, RYDBERG A. Synthesis of uniform amplitude unequally spaced antenna arrays using the differential evolution algorithm[J]. IEEE Transaction on Antennas and Propagation, 2003, 51(9): 2210-2217.
- [6] 范瑜, 金荣洪, 耿军平, 等. 基于差分进化算法和遗传算法的混合优化算法及其在阵列天线方向图综合中的应用[J]. 电子学报, 2004, 32(12): 1997-2000.
FAN Yu, JIN Rong-hong, GENG Jun-ping, et al. A hybrid optimized algorithm based on differential evolution and genetic algorithm and its applications in pattern synthesis of antenna arrays[J]. Acta Electronica Sinica, 2004, 32(12): 1997-2000.

- [7] 焦永昌, 杨科, 陈胜兵, 等. 粒子群优化算法用于阵列天线方向图综合设计[J]. 电波科学学报, 2006, 21(1): 16-20
JIAO Yong-chang, YANG Ke, CHEN Sheng-bing, et al. Application of particle swarm optimization in antenna array pattern synthesis[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2006, 21(1): 16-20.
- [8] 金荣洪, 袁智皓, 耿军平, 等. 基于改进粒子群算法的天线方向图综合技术[J]. 电波科学学报, 2006, 21(6): 873-878.
JIN Rong-hong, YUAN Zhi-hao, GENG Jun-ping, et al. The pattern synthesis of antennas based on a modified PSO algorithm [J]. Chinese Journal of Radio Science, 2006, 21(6): 873-878.
- [9] 高波, 金荣洪, 耿军平. 基于一种新的粒子群算法的天线方向图综合技术[J]. 电子与信息学报, 2007, 29(12): 3015-3019.
GAO Bo, JIN Rong-hong, GENG Jun-ping. Pattern synthesis of antenna array using a novel quasi PSO algorithm[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2007, 29(12): 3015-3019.
- [10] 闫玉波, 崔玉国, 焦培南. 基于副瓣峰值控制的天线阵方向图综合[J]. 电波科学学报, 2009, 24(2): 249-253.
YAN Yu-bo, CUI Yu-guo, JIAO Pei-nan. Pattern synthesis of antenna arrays based on control of peak sidelobes[J]. Chinese Journal of Radio Science, 2009, 24(2): 249-253.
- [11] KENNEDY J, EBERHART R C. Particle swarm optimization[C]//Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1995: 1942-1948.
- [12] 丁鑫鑫, 唐常杰, 曾涛, 等. 基于最佳粒子共享和分层搜索的并行粒子群优化算法[J]. 四川大学学报(自然科学版), 2008, 45(4): 799-803.
Ding Xin-xin, Tang Chang-jie, ZENG Tao, et al. A parallel particle swarm optimization algorithm based on best particle-shared and layered search[J]. Journal of Sichuan University (Natural Science Edition), 2008, 45(4): 799-803.
- [13] CHATURVEDI K T, MANJAREE P. Self-organizing hierarchical particle swarm optimization for nonconvex economic dispatch[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2008, 23(3): 1079-1087.
- [14] LIN Chuan, FENG Quan-yuan. A hierarchical subpopulation particle swarm optimization algorithm[C]//Intelligent Systems and Knowledge Engineering. Paris: Atlantis Press, 2007: 1487-1491.
- [15] KENNEDY J, MENDES R. Population structure and particle swarm performance[C]//Congress Evolutionary Computation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 2002, 2: 1671-1676.
- [16] MENDES R, KENNEDY J. The fully informed particle swarm: simpler, maybe better[J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 204-210.

编辑 张俊