文章编号: 1674-7070(2012) 01-0034-06

基于遗传算法与模式搜索的混合优化算法

张煜东[1]　吴乐南[1]　王水花[1]

摘要

为了更好地实现全局优化,提出一种遗传模式搜索(Genetic Pattern Search, GPS) 算法,该算法结合了遗传算法(GA) 的强全局搜索能力与泛化模式搜索算法(PS) 的强局部搜索能力. 算法流程分为两步: 首先是 GA 与 PS 联合实现粗搜索; 其次是 PS 实现细搜索. 实验对 Hump、Powell、Rosenbrock、Schaffer、Woods 测试函数进行搜索,表明 GPS 算法的成功率明显优于改进遗传算法与改进模式搜索算法,可作为一种有效可行的全局优化算法.

关键词

遗传算法; 模式搜索; 全局优化

中图分类号 TN911. 73

文献标志码 A

0　引言

遗传算法(Genetic Algorithm, GA) [1] 是一类借鉴生物界自然选择和自然遗传机制发展而来的随机搜索算法,能够很好地求解复杂系统优化问题,不依赖于问题的具体领域,对问题的种类有很强的鲁棒性,所以,广泛应用于很多学科,如函数优化、组合优化、生产调度、自动控制、机器人学、图像处理、人工生命、遗传编码和机器学习等领域. 但是,GA 在局部细搜索能力上存在不足[2].

泛化模式搜索算法(Generalized Pattern Search, PS) 是另一类求解复杂非线性问题的常规优化算法,无需求导,具有较强的局部搜索能力[3]. 然而该方法需要给定初值,如果初值选得好,则是一个简单高效的方法,这就要求操作者具有丰富的经验; 如果初值选得不好,那么只能得到局部极值解[4]. 目前学者较多研究对遗传算法、粒子群算法等全局优化算法的初值选取问题[5-6],而 PS 本质上是一个局部搜索算法,因此文献[5-6]的方法无法用于 PS 的初值选取,且迄今未见文章探讨 PS 算法的初值选取.

为了克服 GA 的弱局部搜索能力与 PS 的初值敏感性,考虑将二者融合,得到一个新的遗传模式搜索算法(Genetic Pattern Search, GPS) ,该方法融合了 GA 的强全局搜索能力与 PS 的强局部搜索能力. 实验中 GPS 对若干个函数的测试结果均优于最新的改进 GA 与 PS 算法.

1　遗传算法简介

遗传算法思想如下[7]: 首先将代表问题的解用染色体编码; 在初代种群产生后,按照适者生存、优胜劣汰的原理,在每一代选择性能优异的个体,对其使用交叉、变异算子,产生出新的种群,如此不停迭代,最终寻找到最佳适应环境的个体; 最后,将染色体解码,即可得到问题的最优解. 其框架如图 1 所示.

2　泛化模式搜索简介

PS 是一类求解优化问题的方法,无需事先知道关于待优化函数的梯度信息[8]. 与传统的优化方法不同之处在于: PS 在某个“基点”附近,按照某个“模式”生成新的点集,比较基点与新点集的函数值,将最小者设置为新的基点; 同时,根据该次迭代成功与否,模式本身

收稿日期 2011-03-03

资助项目 国家自然科学基金(60872075) ; 国家 863 计划(2008AA01Z227) ; 高等学校科技创新工程重大项目培育资金(706028)

作者简介

张煜东,男,博士后,研究方向为智能信号处理. zhangyudongnuaa@ gmail. com

1　东南大学　信息科学与工程学院,南京,210096

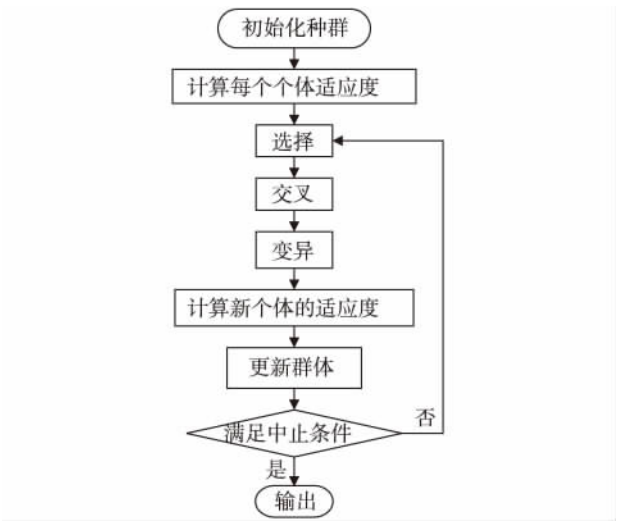


图1 标准遗传算法框架

Fig. 1 Frame of standard genetic algorithm

自适应调整[9]. 算法流程为如下4步.

1) PS算法根据给定的模式$\{V_i\}$在基点周围生成新的点集. 一般如果问题的维数是N,则PS算法可以有2种模式: ①$2N$个向量的最大基底模式(maximal basis pattern),包括N个正交向量及其对应的负向量; ②$N+1$个向量的最小基底模式(minimal basis pattern),包括N个正交向量及其和的负向量.

2) 根据模式向量集生成网格(mesh). 网格指PS算法每次搜索时点的位置,在空间形成一个网格阵列. 网格的生成按照下述方法: ①生成模式向量集$\{V_i\}$; ②生成网格尺度Δ_m,是一个标量,用于控制最终网格的位置; ③对给定的基点x_m,生成新的备选点集为$x_m+\Delta_m\times\{V_i\}$.

3) 对网格点进行投票(poll). 对当前迭代的基点x_m与新生成的点集$x_m+\Delta_m\times\{V_i\}$,寻找最小的点,作为下一次迭代的基点$x_{m+1}$. 若该次迭代找到一个优于当前基点的新点,则称"投票成功"; 否则称"投票失败". 一般来说,完全投票寻优结果较稳定,但耗时较长; 不完全投票可能陷入局部最优,但耗时短.

4) 定义扩展因子$\alpha_e(>1)$与缩减因子$\alpha_c(<1)$. 当投票成功时,扩展网格尺度$\Delta_{m+1}=\alpha_e\times\Delta_m$; 而当投票失败时,缩减网格尺度$\Delta_{m+1}=\alpha_c\times\Delta_m$.

3 混合遗传模式搜索算法

本文将上述2种算法结合的内在机理在于: GA具有较好的全局优化性能,容易跳出局部极小,理论上在无穷次搜索后,总能找到全局最小点,然而,GA在局部搜索上略有不足,反映在耗时长且易早熟[10]; 另一方面,PS是一种非常好的局部优化算法,但初始点选择对最终计算结果有很大影响,不同的初始点会造成算法结果有很大差异,容易陷入局部极小.

因此,结合后的新算法,可以继承GA的全局优化性能与PS的快速局部优化性能. 算法分为2个步骤: 首先联合GA与PS执行粗搜索,使得解迅速靠近全局最优点; 然后,直接利用PS局部搜索,得到全局最优解.

3.1 算法整体框架

将GA的全局优化性能与PS的局部优化性能结合起来会成为一种有效的方法,称为遗传模式搜索(GPS). GPS可分为2步: 首先是GA与PS联合实现粗搜索; 其次是PS实现细搜索,如图2所示.

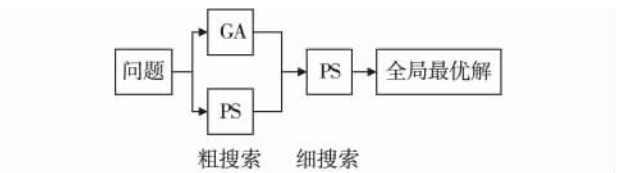


图2 GPS算法框架

Fig. 2 Frame of GPS algorithm

3.2 算法详细流程

在粗搜索阶段,群体分为2类,一类执行GA算法,一类执行PS算法,每步迭代时将2种算法得到的结果汇总,互相更新最优个体. 优点是能够跳出局部最优点,快速逼近全局最优点的临近区域. 算法步骤如图3所示.

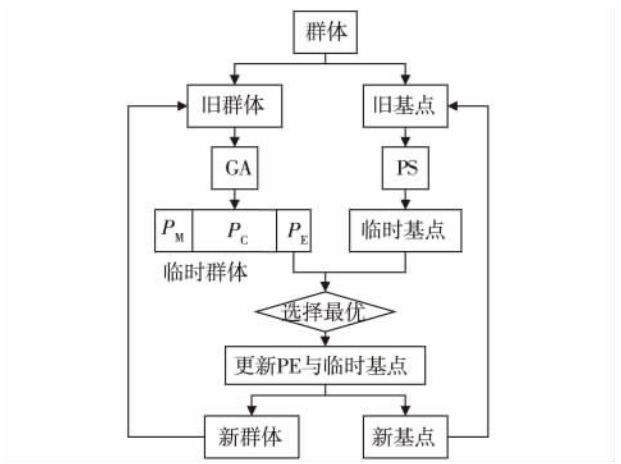


图3 GA与PS联合实现粗搜索

Fig. 3 Coarse search by combination of GA & PS

图3中，P_E、P_C、P_M是GA的3个参数，分别表示精英率、交叉率、变异率. 精英表示群体中最好的若干个体，一般直接保留到下一代，GA中引入精英可以保证算法收敛到全局最优. 算法在GA与PS搜索得到临时群体与临时基点后，比较临时群体中的精英群体与临时基点，选择最优点，然后利用该最优点更新精英群体与临时基点，最终得到下一代的新群体与新基点.

在粗搜索寻找到靠近全局最优点的区域后(实验发现10代即可)，直接采用PS强大的局部搜索能力，这样可保证在较短的代数内寻找到全局最优. 如果继续采用图3所示的GA联合PS实现细搜索，则此时速度反而比PS慢，这是因为在细搜索阶段不需要GA的全局优化能力.

4 实验

为验证本文方法的有效性，选择表1所示的典型函数进行测试. 对比算法采用De Giovanni等[11]提出的一种改进遗传算法(IGA)和Sriver等[12]提出的一种改进模式搜索算法(IPS). 实验环境采用IBM P4，主频3.2 GHz，内存2 GB. 采用Matlab2010b编程，并借助全局优化工具箱.

表1 5个典型的测试函数

Table 1 Five typical test functions

测试函数	函数形式	起始点	最优点
Hump	$\min F=4x_1^2-2.1x_1^4+x_1^6/3+x_1x_2-4x_2^2+4x_2^4+2$ (注：+2项是作者添加的，目的是保证收敛图像的y轴可用对数坐标)	[3 3]	$F(-0.0898,0.7126)=F(0.0898,-0.7126)=0.9684$
Powell	$\min F=(x_1+10x_2)^2+5(x_3-x_4)^2+(x_2-x_3)^4+10(x_1-x_4)^4$	[4.13 −5.03 2.36 −1.09]	$F(0,0,0,0)=0$
Rosenbrock	$\min F=100(x_1^2-x_2)^2+(1-x_1)^2$	[3 3]	$F(1,1)=0$
Schaffer	$\min F=\{[\sin(x_1^2+x_2^2)^{1/2}]^2-0.5\}/[1+0.001(x_1^2+x_2^2)]^2+1.5$	[1 1]	$F(0,0)=1$
Woods	$\min F=100(x_2-x_1^2)^2+(1-x_1)^2+90(x_4-x_3^2)^2+(1-x_3)^2+10.1[(x_2-1)^2+(x_4-1)^2]+19.8(x_2-1)(x_4-1)$	[−10 −10 10 10]	$F(1,1,1,1)=0$

4.1 测试函数

IGA与IPS中的参数设置采用穷举法确定最优，如表2所示. 本文算法GPS的参数为两者的叠加.

表2 算法控制参数

Table 2 Control parameters of algorithm IGA and IPS

算法	种群	精英数	交叉率	变异率	适应度函数调整策略
IGA	20	2	0.8	0.2	按秩排序
算法	**种群**	**完全投票**	**初始网格尺度**	**扩展因子**	**缩减因子**
IPS	$2N$	否	1.0	2.0	0.5

算法的终止参数设为：最大迭代次数2 000，最大运算次数2万，停滞代数50，自变量精度、函数精度、网格精度均设置为10^{-6}. 需要注意的是IPS不存在“停滞代数”，IGA不存在“网格精度”. GPS的终止也为两者的叠加.

4.2 实验结果

实验中将每个算法分别运行100次，取典型的一次运算结果，并绘出最优适应度函数与代数的关系，同时计算4个指标(成功率、平均运行时间、平均适应度函数计算次数、平均代数). 注意，成功率最为重要，其次是运行时间，适应度函数计算次数与代数只是作为参考用. 5个测试函数的寻优结果分别示于图4—8.

将详细的指标数据列于表3. 由表3可见，本文提出的新算法GPS确实优于IGA与IGS. GPS的成功率最高，且在相同条件下需要的适应度函数计算次数最少. 相比，IGA容易陷入早熟，且收敛过慢；IGS对初始点过于敏感，非常容易陷入局部极值.

5 结论

本文创新点在于：提出一种新优化算法GPS，该算法融合了GA强大的全局搜索能力与PS强大的局部搜索能力. 算法首先联合GA与PS实现粗搜索，可迅速逼近全局最优解的临近区域；然后利用PS实现细搜索，可准确定位全局最优解. 实验表明GPS算法优于单独执行的IGA和IPS算法.

进一步的研究方向是：1) 将GPS对更多不同形态的函数进行检测，挖掘其优点与不足；2) 尝试将PS与其他算法结合，例如细菌趋药性算法[13]、混合蛙跳算法[14]、智能水滴算法[15]等；3) 将GPS用于更多更广泛的领域，例如工业检测、图像配准[16]、图像分类[17]、模式识别、图像分割[18]等.

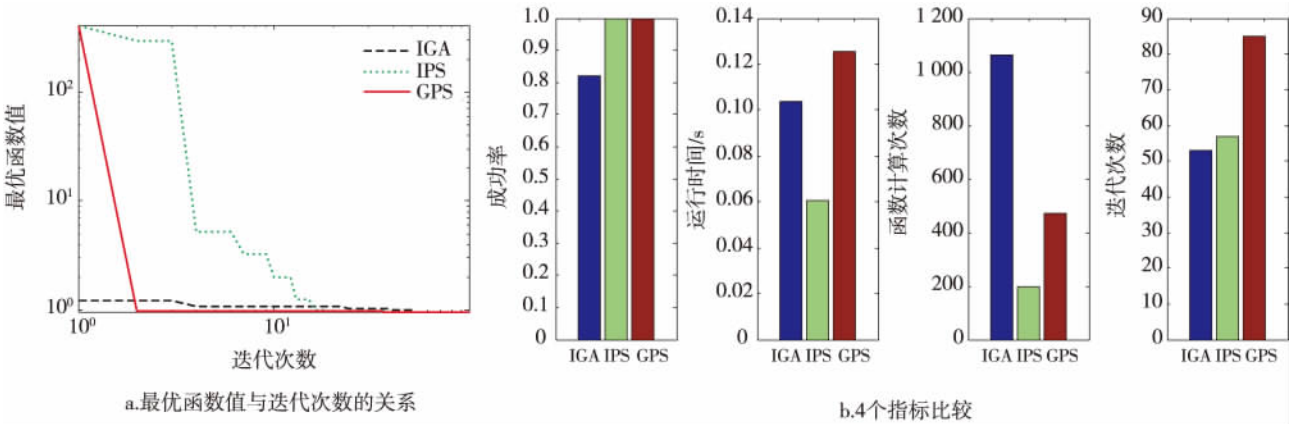


图4　Hump 函数寻优结果

Fig. 4　Optimization results of Hump function

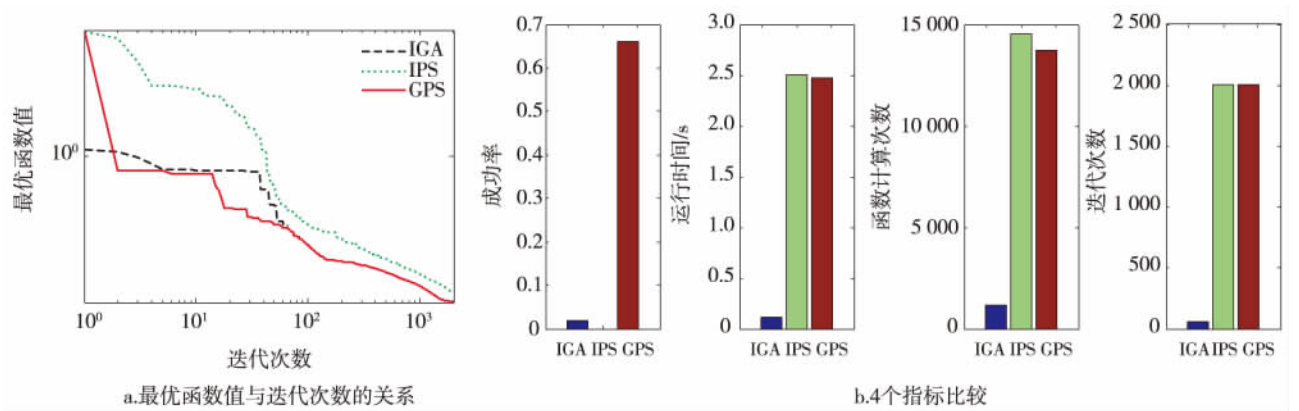


图5　Powell 函数寻优结果

Fig. 5　Optimization results of Powell function

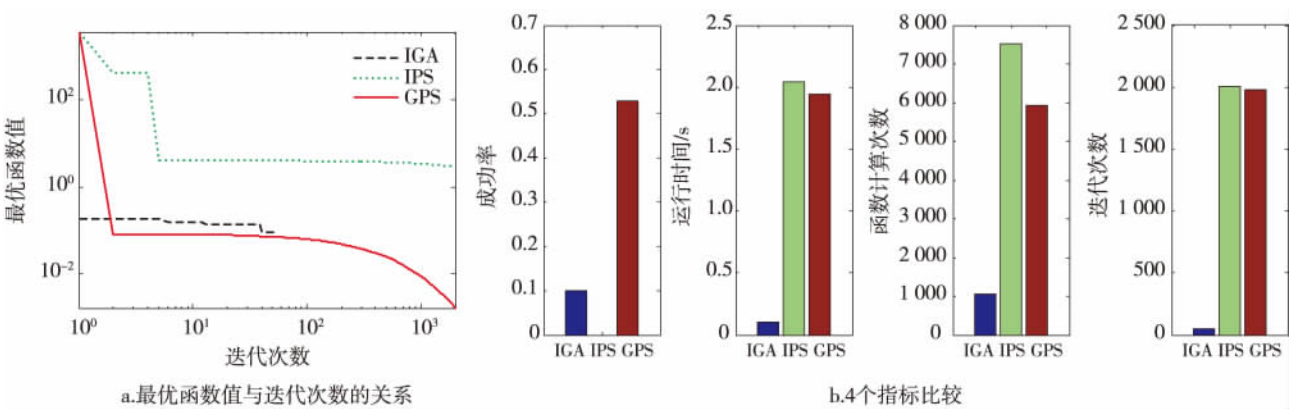


图6　Rosenbrock 函数寻优结果

Fig. 6　Optimization results of Rosenbrock function

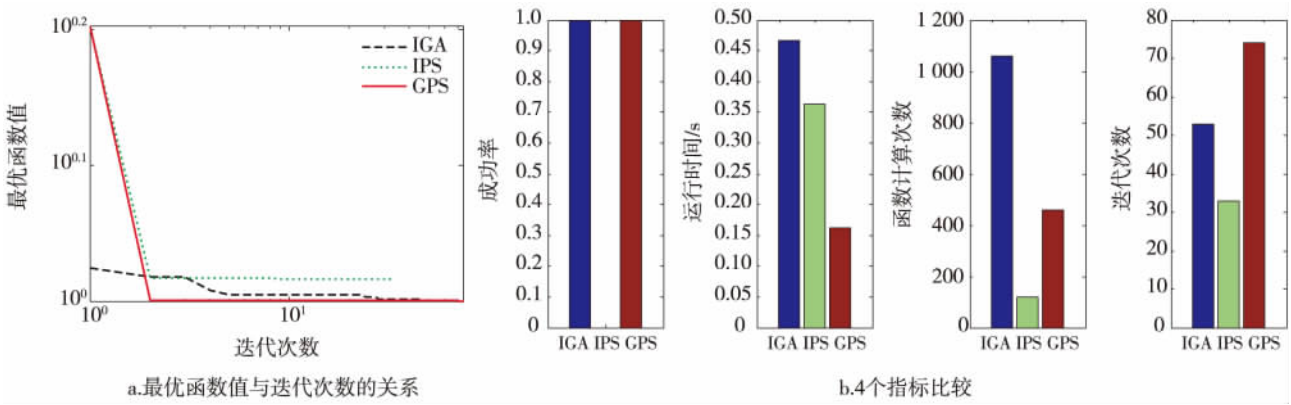


图 7　Schaffer 函数寻优结果

Fig. 7　Optimization results of Schaffer function

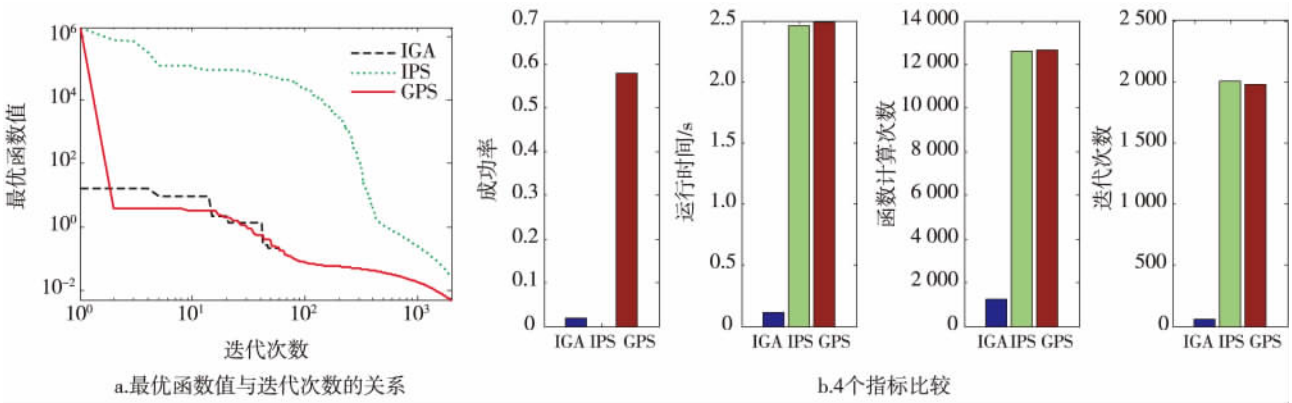


图 8　Woods 函数寻优结果

Fig. 8　Optimization results of Woods function

表 3　测试函数的详细指标数据

Table 3　Detailed indexes data of test functions

函数	成功率/%			时间/s			适应度函数计算次数			迭代次数		
	IGA	IPS	GPS	IGA	IPS	GPS	IGA	IPS	GPS	IGA	IPS	GPS
Hump	82	100	100	0.103 5	0.060 7	0.125 7	1 062.8	199.0	472.0	53.14	57.00	85.00
Powell	2	0	66	0.109 2	2.502 7	2.474 5	1 163.0	14 543	13 715	58.10	2 002.0	2 003.0
Rosenbrock	10	0	53	0.105 8	2.045 5	1.944 5	1 063.8	7 527.0	5 935.7	53.20	2 002.0	1 982.3
Schaffer	64	0	86	0.097 9	0.047 4	0.110 2	1 043.6	161.0	404.8	52.18	45.00	67.84
Woods	2	0	58	0.113 9	2.458 5	2.484 1	1 230.0	12 597	12 658	61.50	2 002.0	1 982.7

参考文献

References

[1] El Ansary A M，El Damatty A A，Nassef A O. A coupled finite element genetic algorithm technique for optimum design of steel conical tanks [J]. Thin-Walled Structures，2010，48(3)：260-273

[2] Vidossich G. An addition and a correction to my paper "Differential inequalities for evolution equations" [J]. Nonlinear Analysis: Theory，Methods & Applications，2010，72(2)：618-623

[3] Nicosia G，Stracquadanio G. Generalized pattern search algorithm for peptide structure prediction [J]. Biophysical Journal，2008，95(10)：4988-4999

[4] Kim B G，Song S K，Mah P S. Enhanced block motion estimation based on distortion-directional search patterns [J]. Pattern Recognition Letters，2006，27(12)：1325-1335

[5] Mansour M A A，Dessouky M M. A genetic algorithm approach for solving the daily photograph selection problem

of the spot5 satellite [J]. Computers & Industrial Engineering,2010,58(3):509-520
[6] Zhang Y,Yan J,Wei G,et al. Find multi-objective paths in stochastic networks via chaotic immune PSO [J]. Expert Systems with Applications,2010,37(3):1911-1919
[7] Yau D,Crozier S. A genetic algorithm/method of moments approach to the optimization of an rf coil for mri applications-theoretical considerations [J]. Progress in Electromagnetics Research,2003,39:177-192
[8] Wetter M,Polak E. Building design optimization using a convergent pattern search algorithm with adaptive precision simulations [J]. Energy and Buildings,2005,37(6):603-612
[9] Bogani C,Gasparo M G,Papini A. Generalized pattern search methods for a class of nonsmooth optimization problems with structure [J]. Journal of Computational and Applied Mathematics,2009,229(1):283-293
[10] Zhang Y,Dong Z,Wu L,et al. A hybrid method for mri brain image classification [J]. Expert Systems with Applications,2011,38(8):10049-10053
[11] De Giovanni L,Pezzella F. An improved genetic algorithm for the distributed and flexible job-shop scheduling problem [J]. European Journal of Operational Research,2010,200(2):395-408
[12] Sriver T A,Chrissis J W,Abramson M A. Pattern search ranking and selection algorithms for mixed variable simulation-based optimization [J]. European Journal of Operational Research,2009,198(3):878-890
[13] Zhang Y,Wu L. Stock market prediction of s&p 500 via combination of improved bco approach and bp neural network [J]. Expert systems with applications,2009,36(5):8849-8854
[14] Fiori S. Leap-frog-type learning algorithms over the lie group of unitary matrices [J]. Neurocomputing,2008,71(10/11/12):2224-2244
[15] Duan H,Liu S,Wu J. Novel intelligent water drops optimization approach to single ucav smooth trajectory planning [J]. Aerospace Science and Technology,2009,13(8):442-449
[16] Zhang Y,Wang S,Wu L,et al. Multi-channel diffusion tensor image registration via adaptive chaotic pso [J]. Journal of Computer,2011,6(4):825-829
[17] Zhang Y,Wu L,Wang S. Magnetic resonance brain image classification by an improved artificial bee colony algorithm [J]. Progress in Electromagnetics Research,2011,116:65-79
[18] Zhang Y,Wu L. Optimal multi-level thresholding based on maximum tsallis entropy [J]. Entropy,2011,13(4):841-859

A hybrid optimization method based on genetic algorithm and pattern search

ZHANG Yudong[1] WU Lenan[1] WANG Shuihua[1]
1 School of Information Science & Engineering,Southeast University,Nanjing 210096

Abstract In order to realize the global optimization,a novel genetic pattern search (GPS) method is proposed in this paper,which combines the powerful global search ability of genetic algorithm (GA) and the powerful local search ability of generalized pattern search (PS). The algorithm is two-folded,firstly GA and PS are integrated to coarse-search,and secondly,only PS is utilized to fine-search. Experiments on different test functions such as Hump,Powell,Rosenbrock,Schaffer,and Woods demonstrate that this proposed GPS is superior to improved GA and improved PS with respect to successful rate. Accordingly,GPS is an effective and feasible global optimization algorithm.

Key words genetic algorithm; pattern search; global optimization