

一种基于混合遗传和粒子群的智能优化算法

马超 邓超 熊尧 吴军
(数字制造装备与技术国家重点实验室(华中科技大学) 武汉 430074)
(machao2007beijing@163.com)

An Intelligent Optimization Algorithm Based on Hybrid of GA and PSO

Ma Chao, Deng Chao, Xiong Yao, and Wu Jun
(State Key Laboratory of Digital Manufacturing Equipment & Technology (Huazhong University of Science & Technology), Wuhan 430074)

Abstract Particle swarm optimization(PSO)is simple in theory, quick in convergence, but likely to be "premature" at the initial stage. Genetic algorithm (GA) has strong global search ability but the convergence accuracy is low. Considering both the advantages and disadvantages, the structure and the critical parameters are analyzed in this paper, genetic operators and the crossing-search methods are applied to PSO algorithm to avoid falling into locally optimal solution. In this process, inertial weight and mutation methods are improved to balance the global and the local search ability. At the same time, some swarms are mutated if the swarm population have evolved to an enough small space. And then, the novel algorithm could get higher convergence accuracy and executive capability to solve non-linear and multi-extremum in the application of the engineering field. According to the results of comparisons with other algorithms through varieties of test functions, the hybrid algorithm combining PSO and GA shows great advantages in solution accuracy, search efficiency and the ability to process different functions, and meets the engineering needs.

Key words particle swarm optimization; genetic algorithm; hybrid intelligent; convergence efficiency and accuracy; executive capability

摘 要 粒子群算法(particle swarm optimization, PSO)原理简单、搜索速度快,但前期容易“早熟”. 遗传算法(genetic algorithm, GA)具有很强的全局搜索能力,但收敛精度不高. 综合考虑二者优缺点,把遗传算子引入 PSO 算法中,并采用交叉搜索的方法,调整惯性权重以及变异方式使粒子得到进化,当粒子种群进化到一定层度后,对部分粒子进行变异处理,这样不仅避免算法陷入局部最优解,而且获得较高收敛精度和执行能力,可解决工程中非线性、多极值的问题. 据测试函数以及与其他寻优算法的对比分析表明,此混合策略在求解精度、搜索效率和处理不同复杂度问题等方面都有很好的优越性,具有满足工程需要的能力.

关键词 粒子群优化算法;遗传算法;混合智能;收敛效率;收敛精度;执行力

中图法分类号 TP18; TP301.6

遗传算法(genetic algorithm, GA)主要思想是模仿生物进化过程论与遗传学,是由 Michigan 大学的 Holland 教授于 1975 年提出的^[1]. 该算法是一种全局优化算法,具有很强的全局搜索能力,简单通

用、鲁棒性强、适于并行处理、理论成熟等优点,但该算法效率有待提高,特别是后期易陷入局部最优解. 编码方式有二进制编码、实数编码、符合编码等,采用的主要算子包括选择、交叉、变异. 本文采用实数

收稿日期:2011-11-12;修回日期:2012-10-29
基金项目:国家“九七三”重点基础研究发展计划基金项目(2011CB706803);国家科技支撑计划项目(2012BAF08B00);中央高校基本科研业务费资助项目(2013TS027)

编码的方式,具有接近问题空间、编码更有效、更有利于解决复杂问题、计算速度更快等显著特点。

Eberhart 和 Kennedy 早在 1995 年共同提出的粒子群算法是受鸟类群体行为的启发,认为鸟类在搜索食物过程中,个体之间可以进行信息的交流和共享^[2]。鸟群中每个个体能够记住自己当前所找到的最好位置,称为“局部最优 p_b ”,此外还记住群体中所有鸟中找到的最好位置,称为“全局最优 g_b ”。这两个最优变量使得鸟在某种层面上朝这些方向靠近。他们综合这些内容,提出了实际鸟群的简化模型,即粒子群算法 (particle swarm optimization, PSO)。

目前,优化技术已应用在诸如系统控制、人工智能、生产调度、计算机工程和管理工程等方面。实际的工程问题具有大规模、非线性、多极值、强约束等困难,寻求一种适用于大规模、非线性和多极值问题的具有智能特征的并行算法已成为有关学科的主要研究目标和引人注目的研究方向。

1 PSO 算法

在 PSO 算法中,每个个体称为一个“粒子”,在一个 d 维的目标搜索空间中,每个粒子看成是空间内的一个点。设群体由 N 个粒子构成,即种群规模。设 $z_i = (z_{i1}, z_{i2}, \dots, z_{id})$, z_i 为第 i 个粒子的 d 维位置矢量,根据适应度函数计算当前 z_i 的适应值,可以衡量粒子位置的优劣; $v_i = (v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{id})$ 为第 i 个粒子的飞行速度; $p_{bi} = (p_{bi1}, p_{bi2}, \dots, p_{bid})$ 为第 i 个粒子迄今为止的最优位置; $p_g = (p_{g1}, p_{g2}, \dots, p_{gd})$ 为整个粒子群搜索到的最优位置。在每次迭代中,粒子根据以式(1)(2)更新速度和位置:

$$v_{id}^{j+1} = w \cdot v_{id}^j + c_1 r_1 (p_{bid} - z_{id}^j) + c_2 r_2 (p_{gd} - z_{id}^j); \tag{1}$$

$$z_{id}^{j+1} = z_{id}^j + v_{id}^{j+1}; \tag{2}$$

其中, w 为惯性权重,用于平衡全局搜索和局部搜索, j 是迭代次数, r_1, r_2 为 $(0, 1)$ 间的随机数,这两个参数用于保持种群多样性。式(1)第 2 项是“认知”部分,代表粒子对自身的学习,第 3 项是“社会”部分,代表粒子间的协作。粒子通过式(1)和式(2)来更新自身的速度和位置,从而寻找最优解。

粒子群算法是一种基于自身学习和社会学习的智能进化算法,同其他智能优化算法一样具有很多优点:有很强的通用性,不依赖于问题信息;群体搜索并基于经验学习,具有记忆能力;粒子间学习能力较强,节省搜索时间原理简单,便于实现。当然还有

一些缺点,如局部搜索能力较差,搜索精度不高;粒子学习能力强,不能保证搜索全局最优解,容易陷入局部极小解;算法的搜索性能对参数具有一定依赖性;算法理论指导较少,比如缺乏收敛性的数学分析。针对上述缺点,近年来,不同学者都对基本 PSO 算法提出改进,常用的改进策略有以下几种:

1) 位置和速度更新策略

Shi 等人^[3]引入惯性权因子,大大提高了 PSO 算法性能。Clerc 等人^[4]引入收缩因子来控制 PSO 的收敛趋势,并给出算法的理论分析。此外还有 He 等人^[5]、Ratnaweera 等人^[6]引入时变加速因子和时变惯性权因子。Monson 等人^[7]利用滤波更新微粒位置,有效减少算法迭代次数。

2) 多种群策略

Pulido 等人^[8]在 PSO 中引入子种群概念;Vanden 等人^[9]提出合作 PSO 算法。多种群策略在算法初期效率低于标准 PSO。

3) 拓扑结构策略

Kennedy 等人^[10]研究了种群拓扑结构对于搜索性能的影响,强调微粒群拓扑的重要性。受小世界网络模型的启发,王雪飞等人提出了一种具有动态拓扑结构的新颖 PSO 算法^[11]。

4) 混合策略

根据“*No Free Lunch*”理论两种算法在某类问题的求解中性能会有差异,但对所有问题集两种算法的平均性能应该是相同的。因此将两种算法融合在一起,取长补短,以实现全局优化是一种有效经济的方式,因此 PSO 算法与其他算法的融合是当前研究的一大热点。Lovbjerg 等人^[12]将进化算法中的交叉操作引入 PSO 中;Ye 等人^[13]在 2005 年提出在 PSO 算法中引入演化策略变异操作算子;Li 等人^[14]在 2006 提出将模拟退火与 PSO 融合;Juang 等人^[15]提出基于遗传算法与 PSO 算法的混合算法;高鹰等人^[16]结合免疫算法提出免疫 PSO 算法;Zhang 等人^[17]提出将序列生境技术应用于 PSO,该方法能够枚举所有的全局极值,对复杂多峰值问题的求解很有意义。

5) 基于生物行为策略

由于 PSO 算法来源于社会性群居动物的行为模拟,因此不少学者自然想到从自然界中生物行为出发研究其改进策略。Krink 等人^[18]基于生物学中的生命周期现象提出了改进型 PSO 算法;基于生物学中捕杀与掠夺现象, Silva 等人^[19]提出一种 Predator-Prey 优化模型;王俊伟^[20]根据将在迁徙过程中的

飞行机制引入到标准 PSO, 提出改进的 PSO 算法.

2 混合智能遗传粒子群优化算法

针对 PSO 算法的不足, 本文采用第 4 种改进策略, 即综合遗传算法和粒子群算, 并采用智能搜索策略, 在搜索最优解过程中避免算法过早陷入局部极值点, 从而获得全局最优解, 命名为 Intelligent GA and PSO, 简称“IGPSO”.

2.1 基本思想

遗传算法 GA 和粒子群算法 PSO 都是搜索算

法, GA 侧重于自然寻优搜索, PSO 侧重于比较过程搜索, 因此, GA 在搜索解上有优势, 而 PSO 在搜索时间上有优势, 基于综合考虑这两点, 本文提出一种采用 PSO 的搜索过程, 并在这一过程中同时利用 GA 的全局搜索优势进行寻优的混合算法思想. 即当优良粒子(good swarms)在搜索更好粒子(better swarms)的过程中, 同时对部分粒子用 GA 进行周围状态探索, 这一过程打破了传统仅采用 PSO 更新粒子位置的方法, 将大大增加获取最优粒子(optimal swarms)(能快速找到最优解的粒子)的机会. 基本示意图如图 1 所示:

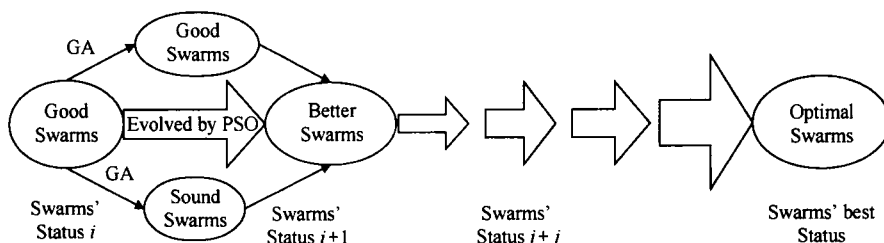


Fig. 1 Basic idea of the IGPSO.

图 1 IGPSO 算法基本思想

2.2 算法中一些参数分析

为了使算法更具有动态适应性, PSO 中的参数如果要具有随迭代代数变化而变化的适应性, 针对惯性权重常采用的方法有线性递减权重^[3]、线性微分递减权重^[21]、带阈值的非线性递减权重^[22]、带控制因子的非线性递减权重^[23]等等, 本文采用动态递减非线性惯性权重^[24], 即

$$w(j) = w_{\min} + (w_{\max} - w_{\min}) \cdot \exp(-k(j/j_{\max})^2), \quad (3)$$

式(3)中, k 为控制因子, 一般取值范围(3.0~4.0), $w_{\max}, w_{\min}, j, j_{\max}$ 分别为最大权重值、最小权重值、当前迭代次数、最大迭代次数. 针对学习因子的研究没有对惯性权重研究得多, 主要有线性调整学习因子策略^[25]、非线性调整学习因子策略^[26-27]. 本文采用非对称线性变化学习因子策略:

$$c_1 = c_{1s} + (c_{1e} - c_{1s}) \times (j/j_{\max}); \quad (4)$$

$$c_2 = c_{2s} + (c_{2e} - c_{2s}) \times (j/j_{\max}); \quad (5)$$

式(4)和式(5)中, c_{1s}, c_{2s} 表示 c_1 和 c_2 的迭代初始值; c_{1e}, c_{2e} 表示 c_1 和 c_2 表示的迭代终值; c_1 表示变化范围(2.5, 1); c_2 表示变化范围(1.5, 2.75). 由于算法中采用的参数均考虑了粒子飞行的动态性, 因此算法在整体上具有一定的智能性.

算法中采用的遗传算子包括选择、交叉和变异. 为了使粒子在搜索较好解的方向上能找到更多的优

良粒子, 并且不过分破坏原始粒子的优良性, 故在采用遗传算子过程中, 采用以下两种措施:

1) 使用顺序选择的方法^[28], 给每个粒子一定的选择概率, 并且把最好的粒子赋予最大的选择概率, 这样基于一定概率选择的父代和基于随机选择的母代经过交叉变异^[29]后将在交叉前解的附近产生一定的随机解, 也即是子代, 用 $child(x_i)$ 表示(如式(6)所示), 便于得到优良粒子, 防止过早进入局部最优解:

$$child(x_i) = p \times parent_1(x_i) + (1.0 - p) \times parent_2(x_i); \quad (6)$$

$$child(V_i) = \frac{parent_1(V_i) + parent_2(V_i)}{|parent_1(V_i) + parent_2(V_i)|} \times |parent_1(V_i)|. \quad (7)$$

式(6)中, p 表示(0, 1)间的随机数.

2) 对粒子进行群体的集聚程度进行分析^[30], 当粒子的集聚状态达到一定程度时, 采用高斯变异措施使粒子分散开. 设个体的适应度为 F_i , 当前种群的平均适应度为 F_{avg} , 适应度方差为 σ^2 :

$$\sigma^2 = \sum_{i=1}^N \left(\frac{F_i - F_{avg}}{F} \right)^2, \quad (8)$$

其中 N 为种群个体数目, 为归一化因子, 限制的大小根据式(9)获得:

$$F = \begin{cases} \max_{1 \leq i \leq N} |F_i - F_{avg}|, & \max |F_i - F_{avg}| > 1. \\ 1, & \text{else.} \end{cases} \quad (9)$$

当 σ 值小于给定的阈值时,认为算法进入后期搜索,容易陷入局部最优,出现早熟收敛现象.用以下方式进行变异处理:

$$z_i = p_b(i) \times (1 + 0.5\mu), \tag{10}$$

在式(10)中, $p_b(i)$ 为第 i 个粒子目前为止的最好位置, μ 为服从 $(0,1)$ 正态分布的随机向量.由于粒子本身较容易陷入局部最优解,所以本文采用较大的变异阈值,当种群的适应度方差大于给定的集聚阈值 C 时就采用变异措施,同时为了避免变异对粒子解的优良性产生破坏,仅对部分粒子采用高斯变异,假设要变异的粒子概率为 p_m (发生变异的粒子数是 $N \times p_m$).实验发现当 C, p_m 的取值分别在 $(5,10)$ 和 $(1/5,1/3)$ 范围内时,算法会表现出较好的性能.

2.3 IGPSO 算法流程图及过程分析

通过对上述算法概念、思想和参数的讲解,下面给出本文算法的流程图和实现步骤,如图 2 所示:

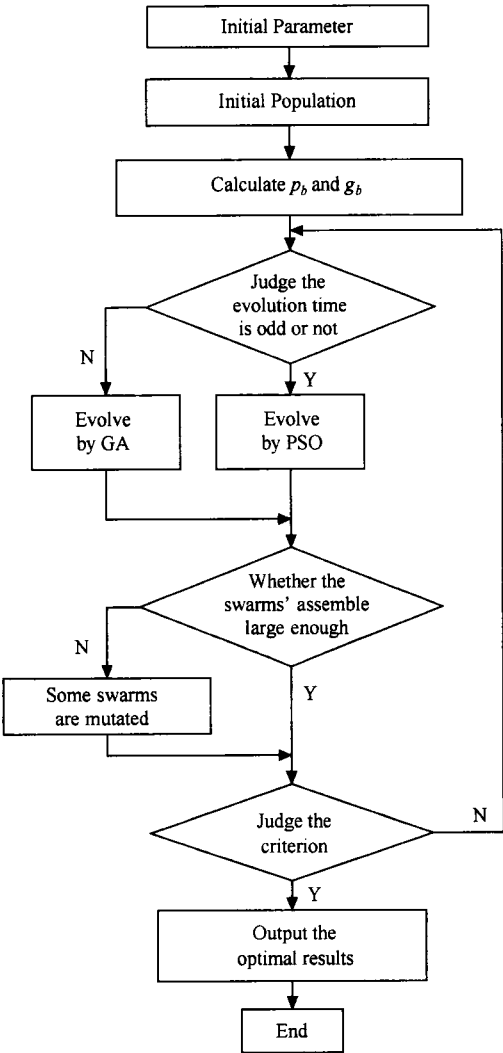


Fig. 2 Flow chart of the IGPSO.
图 2 IGPSO 算法流程图

IGPSO 算法实现步骤:

- Step1. 初始化算法中的相关参数 (initial parameters), 如惯性权重、学习因子、选择概率、变异概率、种群规模、粒子维度等;
- Step2. 初始化种群 (initial population), 根据初始搜索区间, 随机初始化粒子位置和速度;
- Step3. 计算粒子的适应度值 (目标函数值), 并根据适应度值来确定最优粒子的个体极值 p_b 和全局极值 p_g ;
- Step4. 增加粒子迭代次数, 并判别进化次数 j 是偶数还是奇数;
 - 1) 偶数代时把粒子用遗传算子 GA (顺序选择算子和交叉算子式(6)) 进行位置和速度更新;
 - 2) 奇数代时用 PSO 算子, 即用式(1)和式(2)进行粒子的速度和位置更新;
- Step5. 根据粒子在搜索最优解过程中的聚集程度 (swarm assemble), 如果粒子聚集程度超过一定阈值, 就对一定数量的粒子根据式(10)采用变异处理;
- Step6. 再次判别适应度值, 确定粒子的个体 p_b 和全局极值 p_g ;
- Step7. 判定迭代次数是否满足要求, 是则转向 Step7, 否则转向 Step4;
- Step8. 输出最优粒子的全局最优位置和最优解.

3 数值实验与分析

为了体现本文算法对优化问题的性能,选取了一些常用的优化函数^[28] (常用测试函数有 20 个) 进行对比测试,本文主要在不同算法之间和问题的维度上进行分析.针对 10 维函数,采用的测试函数有: $f_1 \sim f_{15}$ (依次表示 Sphere, Schwefel2. 22, Schwefel1. 2, Schwefel2. 21, Rosenbrock, Rastrigin, Ackley, Griewank, Branin, GoldPrice, Hartman1, Hartman2, ShekelFam1, ShekelFam2, ShekelFam3, 为了节省空间,实验分析中的数据采用函数序号代表函数名称).对比分析中, $f_1 \sim f_8$ 的数据来源参考文献 [29]; $f_9 \sim f_{15}$ 的数据来源参考文献 [31]. 本次对比过程中算法采用的参数如下.

最大迭代次数: $j_{\max} = 1000$; 种群大小: $N = 40$; 权重 w 的最大最小值是 0.9 和 0.4; 控制因子 k 取 3.0; c_1, c_2 的开始和终止值分别是 $(2, 0.5)$ 和 $(1.5, 2.75)$; 变异阈值和变异概率 C, p_m 取值 10 和 $1/4$, 独立运行 30 次.

3.1 收敛精度和算法执行能力分析

鉴于对比数据来源不同,其采用分析方法有所差别,表 1 采用测试函数最优结果平均值的大小进行分析,较优的值用黑斜体表示;表 2 采用独立运行 100 次,求出成功运行的次数(成功运行准则见参考文献[32],本算法成功运行的准则定义为误差小于)和误差^[32]分析方法,黑体表示较优的解,表 1、表 2 都是针对 10 维测试函数进行测试的.

Table 1 Comparison and Analysis Based on the Average Values
表 1 依据测试结果平均值的对比分析

Function Name	Function No.	V_{ave}			
		IGPSO	QPSO ^[29]	AMPSO ^[29]	AMQPSO ^[29]
Sphere	f_1	1.06E-197	7.69E+00	2.86E-52	3.29E-98
Schwefel2.22	f_2	2.02E-108	4.20E+00	2.42E-24	1.85E-47
Schwefel1.2	f_3	9.12E-133	3.07E-01	2.20E-23	4.43E-56
Schwefel2.21	f_4	6.72E-096	3.94E-69	3.26E-25	2.02E-125
Rosenbrock	f_5	1.29E-05	1.97E+02	8.96E+00	8.82E+00
Rastrigin	f_6	0.00E+00	5.72E+01	1.78E-15	0.00E+00
Ackley	f_7	8.88E-16	2.85E+00	8.88E-16	8.48E-16
Griewank	f_8	0.00E+00	1.86E+00	0.00E+00	0.00E+00

Table 2 Comparison and Analysis Based on the Successful Probability and the Error
表 2 依据测试结果成功收敛及其误差的对比分析

Function Name	Function No.	IGPSO		CGA ^[30]		CHA ^[30]		GA-PSO ^[30]	
		$P_{suc}/\%$	V_{ave}	$P_{suc}/\%$	V_{ave}	$P_{suc}/\%$	V_{ave}	$P_{suc}/\%$	V_{ave}
Branin	f_9	100	2.76E-05	100	1.00E-04	100	1.00E-04	100	9.00E-05
GoldPrice	f_{10}	100	2.15E-08	100	1.00E-03	100	1.00E-03	100	3.00E-04
Hartman1	f_{11}	100	2.10E-05	100	5.00E-03	100	5.00E-03	100	2.00E-04
Hartman2	f_{12}	100	2.86E-04	100	4.00E-02	100	8.00E-03	100	2.40E-03
ShekelFam1	f_{13}	100	3.58E-06	76	1.40E-01	85	9.00E-03	100	1.40E-03
ShekelFam2	f_{14}	100	2.68E-06	83	1.20E-01	85	1.00E-02	100	1.50E-04
ShekelFam3	f_{15}	100	1.51E-06	81	1.50E-01	85	1.50E-02	100	1.20E-03

表 1 中 V_{ave} 表示多次测试后算法获取偏离最优解的平均误差;表 2 中 P_{suc} 表示成功收敛的次数. 从表 1 的平均函数值以及表 2 的成功搜索率和与最优值偏差大小可以对比分析出,IGPSO 算法对表内的各测试函数表现出较优的精度.

采用的测试函数中 $f_1 \sim f_5$ 是单峰函数,其中, f_1 常用来测试算法的寻优精度, f_5 常用来测试算法的执行性能; $f_6 \sim f_8$ 是高维多峰函数,用来检测算法对复杂问题的执行能力; $f_9 \sim f_{15}$ 低维多峰函数,用来检验算法的适应性. 从上述对比结果可以看出,IGPSO 在不同问题上不仅具有很高的计算精度,而且具有普遍实用性.

为了更能体现本文算法比一般算法在问题维度

和复杂度上具有优越性和执行能力,根据上述分析的不同测试函数的功能,特采用 $f_5 \sim f_8$ 来检测 IGPSO 的性能,并与不同算法进行对比分析. 特引用文献[30,33-37]的实验结果进行广泛对比分析,采用的文献中较常见的几个测试函数用误差平均值和标准方差(独立运行 30 次)的大小进行评定. 上述函数实验结果具体如表 3 和表 4 所示,其中, U_{avg} 表示算法求解的最优解平均值, U_{sd} 表示算法最优解标准偏差,反映求解问题的稳定性. 根据对比分析(黑体数字表示较优的解),在 10 维和 30 维的测试函数上,IGPSO 都表现出广泛的适应性(相同解的条件下有较多较优解的算法视为较优算法),充分证明了算法的执行能力.

Table 3 Test Results of Ten Dimensions Problems

表 3 10 维度问题的数值实验结果

Function Name	Function No.	$U_{avg}(U_{sd})$				
		IGPSO	UPSO ^[33]	CLPSO ^[32]	HEAPSO ^[34]	ILPSO ^[34]
Rosenbrock	f_5	1.29E-05 (1.16E-05)	1.40E+00 (1.88E+00)	8.79E+00 (2.21E+01)	8.55E+00 (9.66E-02)	7.24E+00 (4.93E-01)
Rastrigin	f_6	0 (0)	1.17E+01 (6.11E+00)	0 (0)	8.81E-08 (6.55E-08)	0 (0)
Ackley	f_7	4.28E-20 (0)	1.33E+00 (1.48E+00)	2.66E-15 (0)	2.22E-05 (7.53E-06)	4.41E-16 (1.25E-15)
Griewank	f_8	0 (0)	1.04E-01 (7.10E-02)	5.26E-03 (6.37E-03)	7.96E-11 (8.22E-11)	0 (0)

Table 4 Test Results of Thirty Dimensions Problems

表 4 30 维度问题的数值实验结果

Function Name	Function No.	IGPSO		DEabcSPX ^[35]		DPAMDE ^[29]		DE/BBO ^[36]	
		U_{avg}	U_{sd}	U_{avg}	U_{sd}	U_{avg}	U_{sd}	U_{avg}	U_{sd}
Rosenbrock	f_5	2.65E-01	1.32E+00	4.52E+00	1.55E+01	4.78E-11	2.13E-10	1.90E+01	7.52E+00
Rastrigin	f_6	0	0	2.14E+01	1.23E+01	7.90E-01	3.56E+00	0	0
Ackley	f_7	2.56E-17	0	2.66E-15	0.00E+00	2.22E-16	9.93E-16	1.07E-14	1.90E-15
Griewank	f_8	0	0	2.07E-03	5.89E-03	0	0	0	0

3.2 算法收敛速度分析

算法的收敛速度直接影响计算的用时,下面本文将结合仿真图表来说明本文算法在收敛效率上也具有很大优越性.由于篇幅有限下面给出 IGPSO 与本文所引用比较有优势的 AMQPSO 和 DE/BBO 算法在求解高维复杂函数 f_6 和 f_8 (30 维)过程中搜索对比图,如图 3、图 4 所示:

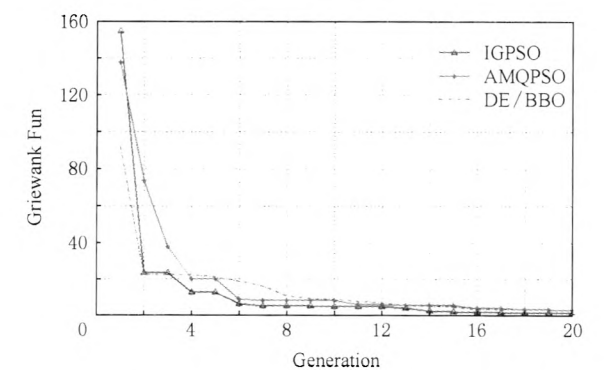


Fig. 3 Convergent effect of f_6 (thirty dimension).

图 3 f_6 函数(Griewank30 维)收敛效果

根据仿真图可以看出,IGPSO 算法在处理多维多局部最优点问题时依然具有很高的搜索效率,在前 20 代就可以有很快的收敛性,仿真数据显示 IGPSO 在处理其他测试函数时普遍迭代 100~300 次就可

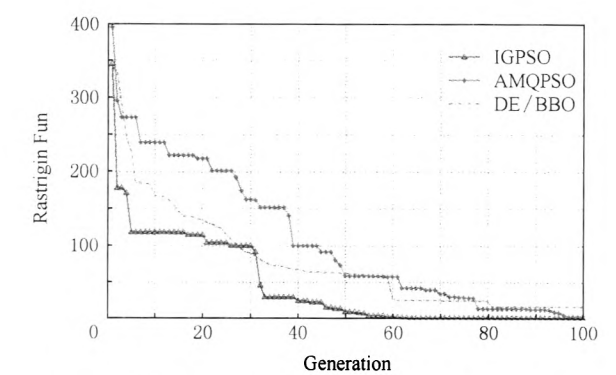


Fig. 4 Convergent effect of f_8 (thirty dimension).

图 4 f_8 函数(Rastrigin30 维)收敛效果

以找到最终的收敛位置,充分显现了本文算法的高效收敛性.下面对算法的迭代速度和效率的分析采用将最大迭代次数设置为 300 次.另外,由于不同算法采用的原理不同,适应值评价次数(NFFEs)^[33]的可比性不明显,本文主要采用平均成功运行时间 t (满足成功运行准则条件下所用时间)的评价方法,并根据文献[31]的数据对 $f_9 \sim f_{15}$ 进行收敛效率上的对比来说明算法的收敛速度和效率.由于 GA-PSO 较 CGA 和 CHA 在精度和收敛性方面好,下面仅对 GA-PSO 作对比(黑体表示较优值),对比效果如表 5 所示.

Table 5 The Algorithms' Convergent Time
表 5 算法收敛时间

Function Name	Function No.	IGPSO		GA-PSO ^[30]	
		$P_{suc}/\%$	Time t/s	$P_{suc}/\%$	Time t/s
Branin	f_9	100	1.622	100	2.117
GoldPrice	f_{10}	100	5.106	100	6.686
Hartman1	f_{11}	100	2.606	100	0.577
Hartman2	f_{12}	100	2.668	100	3.326
ShekelFam1	f_{13}	100	1.324	100	154.5
ShekelFam2	f_{14}	100	1.413	100	18.11
ShekelFam3	f_{15}	100	1.519	100	17.47

从表 5 可以明显看出,IGPSO 在收敛效率上占有很大优势.下面再给出用 IGPSO 计算部分测试函数^[28,34]的结果以供参考.

Weierstrass 函数(5 维)结果:

$$f(-1.66E-15,3.05E-16,3.18E-16, \\ -2.56E-16,8.08E-196)=0;$$

Shubert 函数:

$$f(-0.80032624,-1.42512708)= \\ -186.730908768;$$

Easom 函数:

$$f(3.14159478,3.14158911)= \\ -9.999999997E-1;$$

Levy 函数:

$$f(9.99E-1,9.99E-1,1.00E, \\ 1.00E,9.99E-1)=2.63E-12;$$

Michalewicz 函数(5 维):

$$f(2.2,1.57,1.28,1.91,1.72)=-4.6877;$$

Corana 函数:

$$f(-1.00E-74,-2.13E-77,3.61E-75, \\ 1.61E-76,2.15E-11)=3.34E-148$$

Shaffer 函数:

$$f(-1.026686527E-009, \\ -8.46007903E-009)=-1.$$

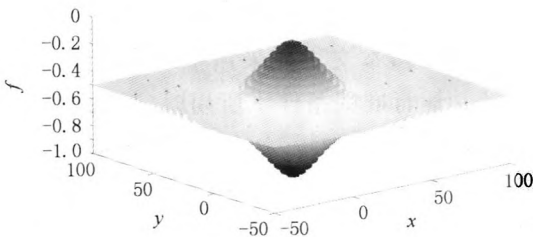


Fig. 5 Initial distribution of the Shaffer function.
图 5 Shaffer 粒子初始分布图

Shaffer 函数有无限个极小值点,一般算法都很难找到全局最优点,其理论全局最优点: $f(0,0)=-1$,下面给出本函数粒子初始分布图和最终分布图来(如图 5~7 所示)显示以上所有函数的求解过程.

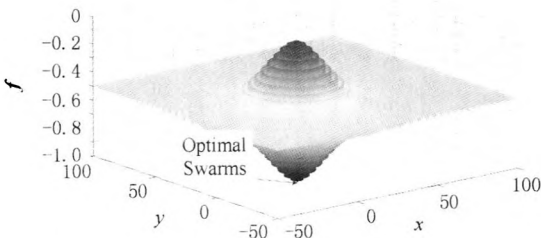


Fig. 6 Final distribution of the Shaffer function.
图 6 Shaffer 粒子最终分布图

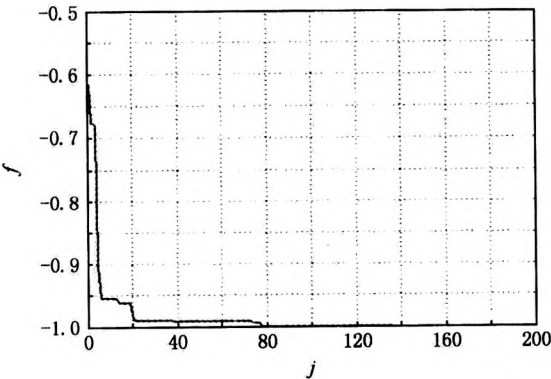


Fig. 7 Convergent effect of the Shaffer function.
图 7 Shaffer 粒子收敛分布图

4 结 语

本文从不同方面来阐述 IGPSO 算法的计算精度、执行能力和效率.实验证明,在 GPSO 中通过引入遗传算子,并通过交叉搜索的方法使粒子尽快搜索到最优解的思路是正确的,该算法比较好地克服了粒子群算法易陷入局部最优和遗传算法收敛精度不高的缺点,同时具有处理单、多峰值问题的能力,特别是在简单问题的精度方面和复杂问题的执行能力方面具有优势.在工程应用中,往往并不知道问题的复杂度,而采用 IGPSO 这样在不同问题上都具有一定优势的算法是可以胜任的.

参 考 文 献

[1] Holland J H. Adaptation in Natural and Artificial System [M]. Ann Arbor: University of Michigan Press, 1975: 68-73

- [2] Kennedy J, Eberhart R C. Particle Swarm Optimization [C] //Proc of Int Conf on Neural Networks, IV. Piscataway, NJ: IEEE Service Center, 1995: 1942-1948
- [3] Shi Y, Eberhart R C. A modified particle swarm optimizer [C] //Proc of the 1998 IEEE ECP. Piscataway, NJ: IEEE, 1998: 69-73
- [4] Clerc M, Kennedy J. The particle swarm: Explosion, stability, and convergence in multidimensional complex space [J]. IEEE Trans on Evolut Comput, 2002, 6(1): 58-73
- [5] He S, Wu Q H, Wen J Y, et al. A particle swarm optimizer with passive congregation [J]. BioSystems, 2004, 78(1/2/3): 135-147
- [6] Ratnaweera A, Halgamuge S K, Watson H C. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 240-255
- [7] Monson C K, Seppi K D. The Kalman swarm—A new approach to particle motion in swarm optimization [G] // LNCS 3102: Proc of the Genetic and Evolutionary Computation (GECCO 2004). Berlin: Springer, 2004: 140-150
- [8] Pulido G T, Coello A, Coello C. Using clustering techniques to improve the performance of a multi-objective particle swarm optimizer [G] //LNCS 3102: Proc of the Genetic and Evolutionary Computation (GECCO 2004). Berlin: Springer, 2004: 225-237
- [9] Vanden B F, Engelbrecht A P. A cooperative approach to particle swarm optimization [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 225-237
- [10] Kennedy J, Mendes R. Population structure and particle swarm performance [C] //Proc of the 2002 Congress on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ: IEEE, 2002: 1671-1676
- [11] Wang Xuefei, Wang Fang, Qiu Yuhui. Research on a novel particle swarm algorithm with dynamic topology [J]. Computer Science, 2007, 34(3): 205-207, 233 (in Chinese)
(王雪飞, 王芳, 邱玉辉. 一种具有动态拓扑结构的粒子群算法研究[J]. 计算机科学, 2007, 34(3): 205-207, 233)
- [12] Lovbjerg M, Rasmussen T K, Krink T. Hybrid particle swarm optimizer with breeding and subpopulations [C] //Proc of the 3rd Genetic and Evolutionary Computation Conf. 2001: 469-476
- [13] Ye Bin, Zhu Chengzhi, Guo Chuangxin, et al. Generating extended fuzzy basis function networks using hybrid algorithm [G] //LNCS 3613: Proc of Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Berlin: Springer, 2005: 79-88
- [14] Li Linglai, Wang Ling, Liu Liheng. An effective hybrid PSOSA strategy for optimization its application to parameter estimation [J]. Applied Mathematics and Computation, 2006, 179(1): 135-146
- [15] Juang C F, Liu Y C. TSK-type recurrent fuzzy network design by the hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization [C] //Proc of IEEE Int on Systems Man and Cybernetics. Piscataway, NJ: IEEE, 2004: 2314-2318
- [16] Gao Ying, Xie Shengli. Particle swarm optimization algorithms with immunity [J]. Computer Engineering and Applications, 2004, 40(6): 4-6 (in Chinese)
(高鹰, 谢胜利. 免疫粒子群优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(6): 4-6)
- [17] Zhang Jun, Zhang Jingru, Li Kang. A sequential niching technique for particle swarm optimization [G] //LNCS 3644: Proc of Advances in Intelligent Computing. Berlin: Springer, 2005: 390-399
- [18] Krink T, Lovbjerg M. The life cycle model: Combining particle swarm optimization genetic algorithms and hill climbers [G] //LNCS 2439: Proc of Parallel Problem Solving from Nature — PPSN VII. Berlin: Springer, 2002: 621-630
- [19] Silva A, Ana N A, Costa E. An empirical comparison of particle swarm and predator prey optimization [G] //LNCS 2464: Proc of Artificial Intelligence and Cognitive Science. Berlin: Springer, 2002: 103-110
- [20] Wang Junwei. Modification and application of particle swarm optimization algorithm [D]. Shenyang: Dongbei University, 2006 (in Chinese)
(王俊伟. 粒子群优化算法的改进及应用[D]. 沈阳: 东北大学, 2006)
- [21] Hu Jianxiu, Zeng Jianchao. Selection on inertia weight of particle swarm optimization [J]. Computer Engineering, 2007, 33(11): 193-195 (in Chinese)
(胡建秀, 曾建潮. 微粒群算法中惯性权重的调整策略[J]. 计算机工程, 2007, 33(11): 193-195)
- [22] Wang Li, Wang Xiaokai. Modified particle swarm optimizer using non-linear inertia weight [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(4): 47-48 (in Chinese)
(王丽, 王晓凯. 一种非线性改变惯性权重的粒子群算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(4): 47-48)
- [23] Li Huirong, Gao Yuelin, Li Jimin. A nonlinear decreasing inertia weight strategy particle swarm algorithm optimization algorithm [J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 21(4): 16-20 (in Chinese)
(李会荣, 高岳林, 李济民. 一种非线性递减惯性权重策略的粒子群算法优化算法[J]. 计算机工程与应用, 2007, 21(4): 16-20)
- [24] Li Li, Niu Ben. Particle Swarm Optimization [M]. Beijing: Metallurgical Industry Press, 2009 (in Chinese)
(李丽, 牛奔. 粒子群优化算法[M]. 北京: 冶金工业出版社, 2009)
- [25] Ratnawecra A, Halgamuge S. Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients [J]. Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 240-255
- [26] Chen Shuili, Cai Guorong, Guo Wenzhong, et al. Non-linear strategy studying of the PSO acceleration factors [J]. Journal of Yangtze University: Natural Science Edition, 2007, 14(4): 1-4 (in Chinese)

(陈水利, 蔡国荣, 郭文忠, 等. PSO 算法加速因子的非线性策略研究[J]. 长江大学学报: 自然科学版, 2007, 14(4): 1-4)

[27] Feng Xiang, Chen Guolong, Guo Wenzhong. Settings and experimental analysis of acceleration coefficients in particle swarm optimization algorithm [J]. Journal of Jimei University, 2006, 11(2): 146-151 (in Chinese)
(冯翔, 陈国龙, 郭文忠. 粒子群优化算法中加速因子的设置与实验分析[J]. 集美大学学报, 2006, 11(2): 146-151)

[28] Gong Chun, Wang Zhenglin. Proficient Optimization with Matlab [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2009: 315-320 (in Chinese)
(龚纯, 王正林. 精通 Matlab 最优化计算[M]. 北京: 电子工业出版社, 2009: 315-320)

[29] Ji Zhen, Liao Huilian, Wu Qinghua. Particle Swarm Optimization and Application [M]. Beijing: Science Press, 2009: 59-107 (in Chinese)
(纪震, 廖惠连, 吴青华. 粒子群算法及应用[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 59-107)

[30] Liu Junfang. Based on particle swarm optimization and differential evolution of intelligent algorithm [D]. Yinchuan: Ningxia University, 2010 (in Chinese)
(刘俊芳. 基于粒子群优化和差分进化的智能算法研究[D]. 银川: 宁夏大学, 2010)

[31] Kao Y T, Zahara E. A hybrid genetic algorithm and particle swarm optimization for multimodal functions [J]. Applied Soft Computing, 2008, 8(2): 849-857

[32] Suganthan P N, Hansen N, Liang J J, et al. Problem definitions and evaluation criteria for the CEC2005 special session on real-parameter optimization reference description [EB/OL]. (2005-05-31) [2012-09-31]. <http://web.mysites.ntu.edu.sg/epnsugan/PublicSite/Shared%20Documents/CEC2005/Tech-Report-May-30-05.pdf>

[33] Samrat L S, Layak Ali, Siba K U. Integrated learning particle swarm optimizer for global optimization [J]. Applied Soft Computing, 2011, 11(1): 574-584

[34] Liang J J, Qin A K. Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2006, 10(3): 281-295

[35] Liu Bo. Particle Swarm Optimization Algorithm and Its Engineering Application [M]. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 2010: 115-128 (in Chinese)
(刘波. 粒子群优化算法及其工程应用[M]. 北京: 电子工业出版社, 2010: 115-128)

[36] Noman N, Iba H. Accelerating differential evolution using an adaptive local search [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2008, 12(1): 107-125

[37] Gong Wenyin, Cai Zhihua. DE/BB0: A hybrid differential evolution with biogeography-based optimization for global numerical optimization [J]. Soft Computing, 2011, 15(4): 645-65



Ma Chao, born in 1989. Master candidate. His main research interests include intelligent optimal algorithm and processing parameters optimization.



Deng Chao, born in 1970. Professor. Her main research interests include reliability assessment, and fault diagnosis.



Xiong Yao, born in 1984. PhD candidate. His main research interests include reliability assessment and processing parameters optimization.



Wu Jun, born in 1977. Lecturer. His main research interests include reliability prediction based on optimal algorithm.

作者：[马超](#)，[邓超](#)，[熊尧](#)，[吴军](#)，[Ma Chao](#)，[Deng Chao](#)，[Xiong Yao](#)，[Wu Jun](#)
作者单位：[数字制造装备与技术国家重点实验室\(华中科技大学\)](#) 武汉 430074
刊名：[计算机研究与发展](#) 
英文刊名：[Journal of Computer Research and Development](#)
年，卷(期)：2013, 50(11)

参考文献(37条)

1. [Holland J H](#) [Adaptation in Natural and Artificial System](#) 1975
2. [Kennedy J](#);[Eberhart R C](#) [Particle Swarm Optimization](#) 1995
3. [Shi Y](#);[Eberhart R C](#) [A modified particle swarm optimizer](#) 1998
4. [Clerc M](#);[Kennedy J](#) [The particle swarm:Explosion, stability, and convergence in multidimensional complex space](#) 2002(01)
5. [He S](#);[Wu Q H](#);[Wen J Y](#) [A particle swarm optimizer with passive congregation](#) 2004(1/2/3)
6. [Ratnaweera A](#);[Halgamuge S K](#);[Watson H C](#) [Selforganizing hierarchical particle swarm optimizer with timevarying acceleration coefficients](#) 2004(03)
7. [Monson C K](#);[Seppi K D](#) [The Kalman swarm-A new approach to particle motion in swarm optimization](#) 2004
8. [Pulido G T](#);[Coello A](#);[Coello C](#) [Using clustering techniques to improve the performance of a multi objective particle swarm optimizer](#) 2004
9. [Vanden B F](#);[Engelbrecht A P A](#) [A cooperative approach to particle swarm optimization](#) 2004(03)
10. [Kennedy J](#);[Mendes R](#) [Population structure and particle swarm performance](#) 2002
11. [王雪飞](#);[王芳](#);[邱玉辉](#) [一种具有动态拓扑结构的粒子群算法研究](#)[期刊论文]-[计算机科学](#) 2007(03)
12. [Lovbjerg M](#);[Rasmussen T K](#);[Krink T](#) [Hybrid particle swarm optimizer with breeding and subpopulations](#) 2001
13. [Ye Bin](#);[Zhu Chengzhi](#);[Guo Chuangxin](#) [Generating extended fuzzy basis function networks using hybrid algorithm](#) 2005
14. [Li Linglai](#);[Wang Ling](#);[Liu Liheng](#) [An effective hybrid PSOSA strategy for optimization its application to parameter estimation](#) 2006(01)
15. [Juang C F](#);[Liu Y C](#) [TSK-type recurrent fuzzy network design by the hybrid of genetic algorithm and particle swarm optimization](#) 2004
16. [高鹰](#);[谢胜和](#) [免疫粒子群优化算法](#)[期刊论文]-[计算机工程与应用](#) 2004(06)
17. [Zhang Jun](#);[Zhang Jingru](#);[Li Kang](#) [A sequential niching technique for particle swarm optimization](#) 2005
18. [Krink T](#);[Lovbjerg M](#) [The life cycle model:Combining particle swarm optimization genetic algorithms and hill climbers](#) 2002
19. [Silva A](#);[Ana N A](#);[Costa E](#) [An empirical comparison of particle swarm and predator prey optimization](#) 2002
20. [王俊伟](#) [粒子群优化算法的改进及应用](#) 2006
21. [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)
22. [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(04)
23. [李会荣](#);[高岳林](#);[李济民](#) [一种非线性递减惯性权重策略的粒子群算法优化算法](#) 2007(04)
24. [李丽](#);[牛奔](#) [粒子群优化算法](#) 2009
25. [Ratnawecra A](#);[Halgamuge S](#) [Self-organizing hierarchical particle swarm optimizer with time-varying acceleration coefficients](#) 2004(03)
26. [陈水利](#);[蔡国荣](#);[郭文忠](#) [PSO算法加速因子的非线性策略研究](#)[期刊论文]-[长江大学学报a\(自然科学版\)](#) 2007(04)
27. [冯翔](#);[陈围龙](#);[郭文忠](#) [粒子群优化算法中加速因子的设置与实验分析](#) 2006(02)
28. [龚纯](#);[王正林](#) [精通Matlab最优化计算](#) 2009
29. [纪震](#);[廖惠连](#);[吴青华](#) [粒子群算法及应用](#) 2009
30. [刘俊芳](#) [基于粒子群优化和差分进化的智能算法研究](#) 2010
31. [Kao Y T](#);[Zahara E](#) [A hybrid geuetic algorithm and particle swarm optimization for multimodal functions](#) 2008(02)
32. [Suganthan P N](#);[Hansen N](#);[Liang J J](#) [Problem definitions and evaluation criteria for the CEC2005 special session on](#)

[real-parameter optimization reference description](#) 2012

33. [Samrat L S;Layak All;Siba K U Integrated learning particle swarm optimizer for global optimization](#) 2011(01)

34. [Liang J J;Qin A K Comprehensive learning particle swarm optimizer for global optimization of multimodal functions](#) 2006(03)

35. [刘波 粒子群优化算法及其工程应用](#) 2010

36. [Noman N;Iba H Accelerating differential evolution using an adaptive local search](#) 2008(01)

37. [Gong Wenyin;Cat Zhihua DE/BBO:A hybrid differential evolution with biogeography-based optimization for global numerical optimization](#) 2011(04)

本文链接: http://d.wanfangdata.com.cn/Periodical_jsjyjfz201311004.aspx