

# 全信息差异进化粒子群优化算法\*

何 诚, 李枚毅, 邱茜茜

(湘潭大学 信息工程学院, 湖南 湘潭 411105)

**摘要:** 针对种群多样性对粒子群算法的性能影响, 提出了一种基于差异进化思想的粒子群算法。该算法采用多生态子群社会结构, 利用一种新的全信息粒子作为信息交互的渠道, 通过进化过程中的种群衰落监控指导子群间的差异融合, 有利于优秀个体的产生, 增加粒子间的差异性, 提高种群整体品质和算法的收敛性能。最后对八个测试函数进行实验仿真, 并与六个改进粒子群算法进行多方面对比。实验结果表明, 该算法有效地保持了种群的多样性, 在保证收敛速度的同时大幅提高了算法的收敛精度, 从理论和实验仿真两个方面证明了算法有很强的全局搜索能力。

**关键词:** 粒子群优化; 差异进化; 多生态子群; 全信息粒子; 种群衰落

**中图分类号:** TP301.6      **文献标志码:** A      **文章编号:** 1001-3695(2012)06-2047-05

**doi:**10.3969/j.issn.1001-3695.2012.06.011

## Full-informed differential evolution particle swarm optimization algorithm

HE Cheng, LI Mei-yi, QIU Qian-qian

(College of Information Engineering, Xiangtan University, Xiangtan Hunan 411105, China)

**Abstract:** As the performance of the particle swarm optimization was affected by the population diversity, this paper developed the particle swarm optimization based on the differential evolution. The new algorithm used the multi-ecological subgroups structure and presented a new full-informed particle to link the subgroups, the population decline monitor guided the ecological subgroups to differential fusion dynamically. The new algorithm was beneficial to obtain better particle, it also could increase the otherness between the particles, the whole quality and the convergence performance. Finally, it applied the new algorithm to eight test functions and compared with six extended particle swarm optimization. The result shows that the new algorithm has a potent affect on population diversity, improves the convergence accuracy with fast speed, the theory and experiment both support that the new algorithm has strong global searching ability.

**Key words:** particle swarm optimization (PSO); differential evolution; multi-ecological subgroups; full-informed particle; population decline

## 0 引言

Kennedy 等人<sup>[1]</sup>受到社会群体行为机制的启发, 提出粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法。粒子群优化算法以其良好的收敛速度和鲁棒性, 在标准函数的优化<sup>[2]</sup>、多层神经网络训练<sup>[3]</sup>、TSP 问题<sup>[4]</sup>、求组合排列<sup>[4]</sup>等方面得到了广泛的应用。

粒子群优化算法在运行过程中, 粒子容易出现迅速聚集现象, 若聚集位置是局部最优点, 种群将丧失重新搜索的能力, 令算法陷入局部最优, 从而出现早熟收敛<sup>[5]</sup>。近几年, 解决早熟收敛现象主要通过保持种群的多样性。文献[6]引入克隆选择机制, 提出基于克隆选择的 PSO 算法。文献[7]提出一种具有动态拓扑结构的 PSO 算法来模拟小世界网络模型中的信息传播方式。文献[8]提出一种无尺度全信息粒子群算法, 通过将粒子分类处理, 充分激发粒子活力, 并利用 BA 模型建立和不断完善拓扑结构, 以有效避免算法陷入局部最优, 但缺乏有效的动态调整策略, 在解决一些复杂多变的问题时结构优势并不明显。

根据种群差异性对算法探索未知空间能力的影响, 提出了全信息差异进化粒子群优化算法 (full informed differential evolution particle swarm optimization, FIDEPSO)。该算法受综合进化学说的启发, 将种群分为多个生态子群, 在进化初期促进粒子在搜索空间均匀分布, 在进化中期分散粒子聚集位置。生态子群间通过一种新的全信息粒子科学指导粒子信息共享, 合理调节信息传递速度。在进化过程中不断监控生态子群搜索状态, 并模拟差异进化的基因重组过程, 对丧失搜索能力的生态子群进行差异融合, 生成新个体, 转移粒子注意力, 扩大搜索空间。

## 1 进化学说与基本 PSO

### 1.1 综合进化学说与差异进化理论

综合进化学说提出自然选择决定着生物进化的方向。由于自然选择, 处在不同环境下的有利基因分别被固定, 最终可使不同环境下的生物形成新物种。本文仿真生物进化过程, 将粒子视为生物个体, 搜索空间视为自然环境。为了增加搜索到全局最优位置的概率和粒子间差异性, 将搜索空间划分为若干

**收稿日期:** 2011-11-22; **修回日期:** 2011-12-26      **基金项目:** 国家自然科学基金青年资助项目 (61105052)

**作者简介:** 何诚 (1984-), 男 (瑶族), 湖南永州人, 硕士研究生, CCF 会员, 主要研究方向为计算智能、信息处理 (hc\_xiangtan@yahoo.cn); 李枚毅 (1962-), 男, 教授, 博士, 主要研究方向为计算智能、机器学习及应用、智能系统、移动机器人; 邱茜茜 (1987-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向为计算智能、信息处理。

子空间,增加物种种类,粒子均匀分配到各个子空间进化形成多生态子群社会结构。

差异进化指不同种群、不同基因型个体间进行基因重组,增加后代变异性和异质性,使后代获得较大的遗传改良。基因重组后代优势的大小,取决于双亲性状间的相对差异和相互补充。差异越大的,优势越强,产生的后代越优秀。将收敛于局部最优的生态子群视为不同生态子群,生态子群内粒子视为不同基因型个体。为了引导粒子跳出局部最优,降低粒子聚合密度, FIDEPSO 算法对相对差异大的早熟收敛生态子群进行动态差异融合。

### 1.2 基本 PSO

粒子群算法模拟社会群体的进化,将社会个体抽象为解空间中的候选解,个体间通过相互学习成功经验更新速度向量  $v_i(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{im})$  和位置向量  $x_i(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im})$ ,更新公式<sup>[1]</sup>如下所示:

$$v^{(t+1)} = v^{(t)} + c_1 r_1 (y_l^{(t)} - x^{(t)}) + c_2 r_2 (y_g^{(t)} - x^{(t)}) \quad (1)$$

$$x^{(t+1)} = x^{(t)} + v^{(t+1)} \quad (2)$$

式(1)中右边第一部分是粒子的当前记忆;第二部分为个体认知成分,其正比于粒子当前位置到其历史最优位置的距离;第三部分为社会认知成分,表示粒子间的信息共享,引导粒子向可靠区域飞行; $c_1$  和  $c_2$  是学习因子; $r_1$  和  $r_2$  是(0,1)区间内的随机数。

## 2 全信息差异进化粒子群算法

### 2.1 群体的衰落监控

定义 1 生态子群。一定规模的生物个体在特定环境下不断进化,最终生成具有环境标志性的生物群体。

定义 2 种群衰落。在多生态子群进化环境中,达到一定数量的生态子群各自快速聚集在其局部最优附近,算法失去搜索活力,如图 1 所示。从图 1 可以看出,生态子群均呈块状,粒子被束缚在局部最优附近,此时每个生态子群的搜索能力趋近于一个粒子的搜索能力,而整个种群的搜索规模降为原来的  $1/n$ ,  $n$  为生态子群的规模。

为了同步处理种群衰落现象,对生态子群的收敛状况进行实时监控,本文以生态子群内粒子的位置属性度量该生态子群的当前收敛程度。

$$W(x_q) = \max_{1 \leq i, j \leq n} \sqrt{\sum_{k=1}^D (x_{ik} - x_{jk})^2} \quad (3)$$

$$H_q = 1 - \frac{W(x_q^t)}{W(x_q^{t+1})} \quad (4)$$

其中: $D$  是解空间的维数,  $x_{ik}$  表示第  $i$  个粒子的第  $k$  维位置属性。算法监控到第  $q$  个生态子群满足  $H_q < \varepsilon$  ( $\varepsilon$  为一个阈值)时,认定该子群陷入局部收敛。设  $s$  为当前时刻陷入局部收敛的生态子群个数,若  $s > m/2$  ( $m$  为生态子群总数),认定种群陷入衰落期。

### 2.2 差异性分析与动态融合策略

影响 PSO 算法陷入局部最优或进入早熟收敛的主要因素是种群的多样性和粒子飞行速度<sup>[9]</sup>。 FIEDPSO 算法在种群陷入衰落期时,通过差异性分析和动态融合策略,引导生态子群跳出局部最优,保持粒子的持续飞行状态,提高种群多样性。

#### 2.2.1 生态子群差异性分析

生态子群的进化方向本质上是粒子位置的移动趋势,利用

粒子的位置属性,将抽象的差异性分析具体到粒子位置属性的差异分析,计算公式如下所示:

$$\rho_{uv} = \exp(-\|x_u - x_v\|) \times (c/\sigma_{uv}\sigma_{vu} + c) \quad (5)$$

$$\sigma_{uv}\sigma_{vu} = \left| \frac{1}{nD} \sum_{i=1}^D \sum_{j=1}^n (x_{uji} - \bar{x}_{ij}) \sum_{j=1}^n (x_{vji} - \bar{x}_{ij}) \right| \quad (6)$$

$$\bar{x} = \sum_{j=1}^n x_j / N \quad (7)$$

式(5)中第一部分的  $\bar{x}_u$  和  $\bar{x}_v$  代表生态子群内粒子的平均位置,计算如式(7)所示,该部分体现了两个生态子群在空间位置上的差异;第二部分描述了两个生态子群的空间分布性差异,  $\sigma_{uv}\sigma_{vu}$  越大(小),子群的差异越小(大)。

#### 2.2.2 生态子群动态融合策略

定义 3 生态优势。即生态子群的定向进化趋势(局部最优)和粒子的获得性遗传信息(个体历史最优),生态优势越明显,代表该子群的信息越优秀。

动态融合的主要步骤如下:

- a) 根据种群衰落监控和差异性分析,得到融合对象:生态子群  $G_1, G_2$ 。
- b) 对比  $G_1, G_2$  的生态优势,得出主导生态子群与附属生态子群。
- c) 附属生态子群并入主导生态子群,将与其相连的两个生态子群衔接,形成新的生态社会结构,  $s = s - 1$ 。
- d) 若  $s > 2$ , 返回 a); 否则本次融合结束。

### 2.3 全信息策略的生态子群社会结构

定义 4 信息偏见。生态子群间的生态优势不平等,主导生态子群过于强势,导致附属生态子群盲目丢弃自身的优秀信息。

定义 5 信任度。即生态子群对其内粒子的信任程度,根据粒子适应值排名,适应值越小,排名越靠前,生态子群对该粒子的信任度越高。

若以最优粒子进行生态子群间信息交流,将导致生态子群间的生态优势差距过大,造成信息偏见。因此,为了克服信息偏见,保证子群间的协同搜索能力,提出全信息生态子群的社会结构。具体结构如图 2 所示。

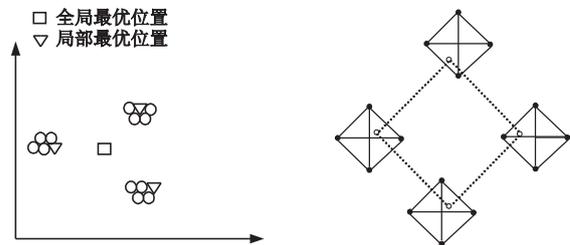


图1 种群衰落

图2 全信息生态子群社会结构

图 2 中的虚拟位置是本文提出的全信息粒子,是生态子群内与生态子群间沟通的桥梁。全信息粒子由生态子群内所有粒子根据信任度聚合而成,承载着生态子群内所有粒子的信息。粒子的信任度的计算过程如下:

将粒子按适应值升序排列,第  $i$  个粒子即为适应值排在第  $i$  位的粒子。第  $i$  个粒子若要得到第  $j$  个粒子的信任,其排名必须在第  $j$  个粒子之前。

假设第  $j$  个粒子信任第  $i$  个粒子的概率为  $p_{ij}$ ,  $p_{ij}$  的具体赋值为

$$p_{ij} = \begin{cases} a & i \leq j \\ 0 & i > j \end{cases} \quad (8)$$

其中: $a$ 为(0,1)之间的常数。若第 $j$ 个粒子在 $n$ 个候选粒子中只信任第 $i$ 个粒子,则有 $(n-1)$ 个粒子不被信任,第 $j$ 个粒子选择信任第 $i$ 个粒子的概率为

$$p_i^j = p_{ij} = \prod_{k=1, k \neq i}^n (1 - p_{kj}) = \begin{cases} a(1-a)^{j-1} & i \leq j \\ 0 & i > j \end{cases} \quad (9)$$

$$p_i = \sum_{j=1}^n p_i^j = \sum_{j=1}^n a(1-a)^{j-1} = (1-a)^{i-1} - (1-a)^n \quad (10)$$

以 $p_i$ 作为第 $i$ 个粒子的信任度,则生态子群内全信息粒子的计算如式(11)所示:

$$\tilde{x} = \sum_{i=1}^N x_i p_i \quad (11)$$

全信息粒子既遵循了优秀个体起主导作用,又保留了其他个体的有用信息,有效提高了粒子群算法平衡探索和开发的能力。生态子群内粒子速度和位置的更新公式更改如下所示:

$$v_{ij}^{(t+1)} = wv_{ij}^{(t)} + cr(\tilde{x}_i - x_{ij}^{(t)}) \quad (12)$$

$$x_{ij}^{(t+1)} = x_{ij}^{(t)} + v_{ij}^{(t+1)} \quad (13)$$

生态子群间通过各自的全信息粒子进行信息交流。

## 2.4 全信息差异进化 PSO 算法

通过种群衰落监控和生态子群差异性分析,利用全信息粒子的信息共享能力,设计了全信息差异进化粒子群优化算法(FIDEPSO)。具体流程如下:

a)初始化种群,种群规模为 $n \times m$ ,并且满足 $n \bmod 2 = 2, s = 0, t = 0$ 。

b)随机均匀初始粒子的速度向量 $v_i(v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{in})$ 和位置向量 $x_i(x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{in})$ 。

c)计算粒子的适应度值与每个生态子群的全信息粒子,根据式(12)和(13)更新粒子的速度和位置, $t = t + 1$ 。

d)每进化 $M$ 代计算 $H_t$ ,判断生态子群的收敛情况,若 $H_q < \varepsilon, s = s + 1$ 。

e)若 $s > m/2$ ,则对收敛生态子群进行差异融合,保证融合的差异度之和 $\sum_{i=1}^{m/2} \rho_i$ 最小;若 $s < m/2$ ,则返回c)。

f)融合后,生态子群规模 $n_1 = 2n$ ,生态子群的个数 $m_1 = m/2$ ,判断 $m_1$ 是否为1,若是,则转入g);否则返回c)。

g)达到最大进化代数,算法终止;否则,返回c)。

粒子群算法属于典型的随机算法,针对随机算法的收敛性证明,Solis等人提出了随机算法全局收敛性<sup>[10]</sup>需满足的两个假设条件<sup>[11]</sup>:

**假设 1** 若 $f(D(z, \xi)) \leq f(z), \xi \in S$ ,那么 $f(D(z, \xi)) \leq f(\xi)$ 。其中: $D$ 为产生问题解的函数; $\xi$ 为从概率空间 $(R^n, B, u_k)$ 产生的随机向量; $f$ 为目标函数; $S$ 为 $R^n$ 的子集,表示问题的约束空间; $u_k$ 为 $B$ 上的概率度量; $B$ 为 $R^n$ 子集的 $\sigma$ 域。

**假设 2** 若对 $S$ 的 Borel 子集 $A$ ,有 $v(A) > 0$ ,则 $\prod_{k=0}^{\infty} (1 - u_k(A)) = 0$ 。 $v(A)$ 为子集 $A$ 的 $n$ 维闭包, $u_k(A)$ 为 $u_k$ 的产生概率。

由文献[12]可知,当优化算法同时满足以上两个假设时,算法将以1的概率收敛于全局最优。接下来将通过验证FIDEPSO是否满足假设1与2来证明该算法的收敛性。

根据FIDEPSO的位置更新公式得 $x(t+1) = x(t) + \omega v(t) - crx(t) + crY$ 。其中, $Y = \sum p_i x_i$ 为每个生态子群的全信息粒子,包括局部最优位置的部分信息。整理更新公式得 $x(t+1) = (1 + \omega - cr)x(t) - \omega x(t-1) + cr \sum p_i x_i$ 。算法运行到第 $k$ 代时第 $i$ 个粒子(设其所属的生态子群为 $q$ )的样本空间支撑集 $M_{ik}$ 为 $M_{ik} = (1 + \omega - cr) x_{ijk-1} - \omega x_{ijk-2} + crY_q$ ,简化得 $M_{ik} =$

$x_{ijk-1} + \omega(x_{ijk-1} - x_{ijk-2}) + cr(Y_q - x_{ijk-1})$ 。其中 $x_{ijk}$ 代表进化到第 $k$ 代时第 $i$ 个粒子的第 $j$ 维分量。由 $M_{ik}$ 的表达式可以看出,当 $c(Y_q - x_{ijk-1}) < 0.5 \times d_j(S)$ 时,有 $v(M_{ik} \cap S) < v(S)$ ,其中 $d_j(S)$ 为子集直径。由此可得,FIDEPSO算法随着迭代的不断进行,搜索空间在逐渐减小,满足假设1。FIDEPSO算法在种群处于衰落期对生态子群动态差异融合,产生新的更优个体,分散粒子,使粒子搜索空间非零,满足假设2。综上所述,本文的算法满足两个假设,根据随机优化算法全局收敛定理,本文的算法达到收敛标准,能够有效地收敛于全局最优解。

算法复杂度主要包括时间和空间复杂度,是衡量算法开销的重要性能指标。原始PSO的时间和空间复杂度分别为 $O(NXD)$ 和 $O(XD)$ 。其中: $N$ 为循环次数; $X$ 为粒子个数; $D$ 为空间维度。FIDEPSO算法主要在步骤c)增加时间复杂度 $O(NXD + N(X)^2)$ 计算全信息粒子,增加空间复杂度 $O(XD/n)$ 存储全信息粒子。步骤d)和e)只在算法每进化 $M$ 代运行一次,因此对算法的整体开销影响并不大。FIDEPSO算法的时间复杂度约为 $O(2NXD + N(X)^2)$ ,空间复杂度约为 $O(XD + XD/n)$ ,与原始PSO在同一个数量级,是比较理想的状态。FIDEPSO算法以较少的算法复杂度为代价换取精度的大幅提高是值得的,符合算法改进的基本原则。

## 3 实验与分析

### 3.1 实验参数设置和结果分析

在参数设置方面,种群规模 $N = 64$ ,初始化生态子个数 $m = 16$ ,规模为 $n = 4, c = 1.494$ ,收敛监督设置在每进化 $M = 100$ 代时进行,收敛阈值 $\varepsilon = 0.5$ 。为了有效控制算法的收敛速度,采用动态的自适应权重 $w = w + 1/m \times (v_{\max} - v_{\min})$ 。其中 $w$ 初始为0.7298。通过自适应权重的动态变化在算法的各个时期控制整个种群的进化速度。

为了测试文中提出的FIDEPSO算法的性能,将算法运用于六个典型Benchmark测试函数和两个复杂函数<sup>[12]</sup>。两个复杂函数的全局最优和局部最优是随机变化的,主要用于测试算法的随机寻优能力。具体测试函数如表1所示。将FIDEPSO算法与SFIPSO<sup>[8]</sup>、FDR-PSO<sup>[13]</sup>、CPSO<sup>[14]</sup>、GPSO-a<sup>[15]</sup>、LPSO-a<sup>[16]</sup>、FIPSO<sup>[17]</sup>等六个性能优异的PSO改进算法进行比较,实验数据取各个算法运行50次所获得的最优值均值、均方差、搜索目标成功率,如表2所示。

表1 测试函数及其参数

函数	解空间 维度	解空间范围	目标 精度
$f_1(x) = \sum_{i=1}^N x_i^2$	30	[-600,600]	$10^{-2}$
$f_2(x) = \frac{1}{4000} \sum_{i=1}^N x_i^2 - \prod_{i=1}^N \cos(x_i/\sqrt{i}) + 1$	30	[-600,600]	$10^{-1}$
$f_3(x, y) = 0.5 + (\sin(x^2 + y^2))^2 - 0.5/(1 + 0.001(\sqrt{x^2 + y^2}))^2$	2	[-100,100]	$10^{-5}$
$f_4(x, y) = (x^2 + y - 11)^2 + (x + y^2 - 7)^2$	2	[-6,6]	$10^{-4}$
$f_5(x) = \sum_{i=1}^{N-1} (100(x_i^2 - x_{i+1}^2)^2 + (x_i^2 - 1)^2)$	30	[-30,30]	$10^2$
$f_6(x) = \sum_{i=1}^N (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10)$	30	[-5.12,5.12]	$10^2$
$f_7 = \text{Composition function 4 in [12]}$	10	[-5,5]	$10^1$
$f_8 = \text{Composition function 6 in [12]}$	10	[-5,5]	$10^1$

表 2 测试函数结果对比

函数	$f_1$			$f_2$			$f_3$			$f_4$		
	均值	标准差	成功率	均值	标准差	成功率	均值	标准差	成功率	均值	标准差	成功率
GPSO-a	8.74e-112	6.21e-112	1.0	6.15e-003	6.15e-003	1.0	6.92e-007	9.14e-007	0.80	3.63e-020	7.37e-020	1.0
LPSO-a	4.76e-020	5.09e-020	1.0	1.54e-004	1.54e-004	1.0	2.65e-007	4.97e-007	0.98	6.81e-022	4.04e-022	1.0
CPSO	3.74e-044	6.20e-044	1.0	7.17e-003	7.17e-003	1.0	6.64e-006	5.22e-006	1.0	5.38e-032	2.56e-032	1.0
FDR-PSO	7.14e-047	5.01e-047	1.0	5.90e-003	5.90e-003	1.0	7.36e-008	6.04e-008	1.0	3.21e-033	1.09e-033	1.0
FIPSO	5.54e-102	1.09e-101	1.0	5.51e-006	5.51e-006	1.0	3.75e-009	1.93e-009	1.0	4.66e-040	3.13e-040	1.0
SFIPSO	2.35e-096	4.72e-096	1.0	8.34e-011	8.34e-011	1.0	3.39e-010	8.98e-010	1.0	0	0	1.0
FIDEPSO	1.99e-116	2.36e-116	1.0	2.35e-013	1.12e-012	1.0	3.56e-037	4.36e-037	1.0	3.22e-029	3.21e-029	1.0

函数	$f_5$			$f_6$			$f_7$			$f_8$		
	均值	标准差	成功率									
GPSO-a	7.72e-001	1.52e-001	0.8	4.39e-001	1.16e-001	0.58	4.03e+000	1.16e+00	0.16	7.10e+000	3.86e+000	0.80
LPSO-a	9.02e-001	3.67e-001	0.96	7.64e-001	4.45e-001	0.84	2.08e+000	2.00e+00	0.84	4.69e+000	3.14e+000	0.52
CPSO	2.24e+001	8.21e+001	1.0	1.61e+000	1.04e+000	1.0	6.44e+000	5.04e+00	0.70	8.61e+000	1.02e+000	0.08
FDR-PSO	6.32e-001	4.21e-001	1.0	6.15e-001	9.92e-002	1.0	9.92e-001	4.78e-001	0.84	6.38e+000	3.22e+000	0.42
FIPSO	2.83e-001	1.44e-001	1.0	3.74e-004	3.02e-004	1.0	2.92e-001	9.37e-002	0.90	4.29e+000	2.22e+000	0.80
SFIPSO	6.63e-001	5.12e-001	1.0	5.81e-005	3.09e-005	1.0	7.15e-002	3.15e-002	1.0	7.02e-001	2.74e-001	1.0
FIDEPSO	9.02e-005	4.38e-004	1.0	1.72e-011	5.19e-011	1.0	2.92e-003	6.27e-003	1.0	8.62e-003	1.29e-002	1.0

表 2 为八个测试函数最优值的对比结果,  $f_1$  为经典单峰测试函数, 主要衡量算法的收敛精度, FIDEPSO 的均值结果优于其他对比算法, 而且从标准差与成功率来看算法性能也非常稳定, 占较大优势;  $f_2, f_3, f_6$  是典型的多峰值问题, 测试算法在复杂多变空间的寻优能力, 在这些异常困难的多峰优化问题上, FIDEPSO 算法在结果上仍有多个数量级的提高;  $f_4, f_5$  为单峰非凸的病态函数, FIDEPSO 在函数  $f_5$  的表现优于其他六种算法, 但在  $f_4$  中, 由于易受初始化随机性影响, 结果不稳定, 最优解均值略差于对比算法;  $f_7, f_8$  是混合复杂函数, 由多个 Benchmark 测试函数整合而成, 在函数全局最优并不固定的情况下, 精度的提高变得更加艰难, 但 FIDEPSO 仍取得了较好且稳定的最优解。综上所述, FIDEPSO 的寻优模式无论是对单模还是多模函数, 甚至对复杂函数都是有效的, 且计算性能基本优于其他六种算法。

### 3.2 多样性分析与对比

多样性是群体智能算法的动力源泉, 一个优秀的进化算法应该能在进化的各个阶段保持较好的多样性。多样性计算方法<sup>[8]</sup>如式(14)所示:

$$D(x) = (1/N) \sum_{i=1}^N \|x_i - \bar{x}\| / \max_{1 \leq i, j \leq N} \|x_i - x_j\| \quad (14)$$

其中:  $N$  是粒子数;  $\bar{x}$  为种群的平均位置。算法多样性对比结果如图 3 所示。

图 3 中横坐标代表进化代数, 每 500 代对多样性进行一次计算; 纵坐标代表多样性数值, 数值越高算法的多样性越好。从图 3 中可以看到, FIDEPSO 除了  $f_2$  中部分多样性略差于 SFIPSO 算法, 其他的七个测试函数其对多样性的控制都有很好的表现, 特别是对于  $f_7$  和  $f_8$  两个测试函数, 多样性稳定地保持在比较理想的状态。从总体上看, FIDEPSO 的多样性控制情况很好, 强于其他对比的算法。

### 3.3 收敛性对比

提高算法的收敛速度和收敛性是算法改进的根本目的, 本文选取了 GPSO-a 和 SFIPSO 两种收敛性很好的算法与本文算法进行对比, GPSO-a 算法具有很好的收敛速度, SFIPSO 算法具有很强的全局搜索能力和收敛性。具体收敛过程如图 4 所示。

为了直观地观察算法的收敛过程, 主要以每代搜索到的适

应值的对数值(以 10 为底)描述算法的进化趋势。从图 4 的变化曲线可以看出, FIDEPSO 算法在进化过程中具有很强的收敛速度优势, 而且不容易被局部最优束缚, 可以持续地搜索解空间, 更好地协调各个阶段粒子间的信息共享, 在收敛精度和收敛速度上有明显优势; 同时可以看出, FIDEPSO 算法能在最短的时间内达到收敛精度, 说明 FIDEPSO 算法计算性能很高。

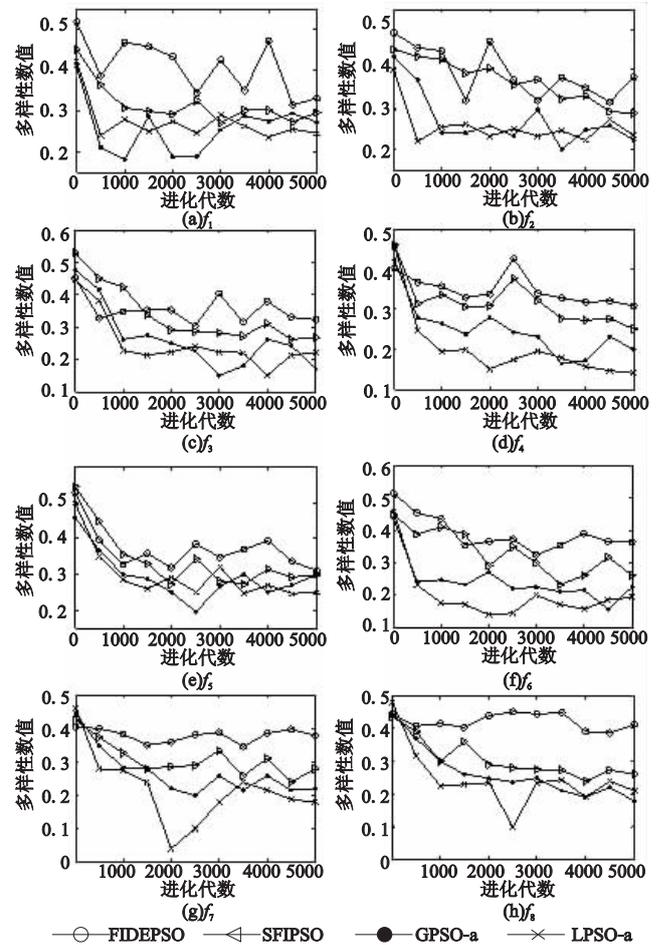


图 3 多样性对比

## 4 结束语

本文针对粒子群算法易陷入局部最优和多样性损失过快等缺陷, 提出了一种新的算法进化思想。算法通过差异动态融

合子群对粒子信息重组,在保证多样性的同时尽可能全面搜索解空间,有效地提高了粒子群算法的计算性能。在以后的研究工作中可从以下两个方面展开:

a) 如何在初始时期分布生态子群的位置,使得种群能更有效地获得差异信息。

b) 全信息差异进化粒子群算法有很好的稳定性和多样性保持能力,考虑将其用于鲁棒优化问题。

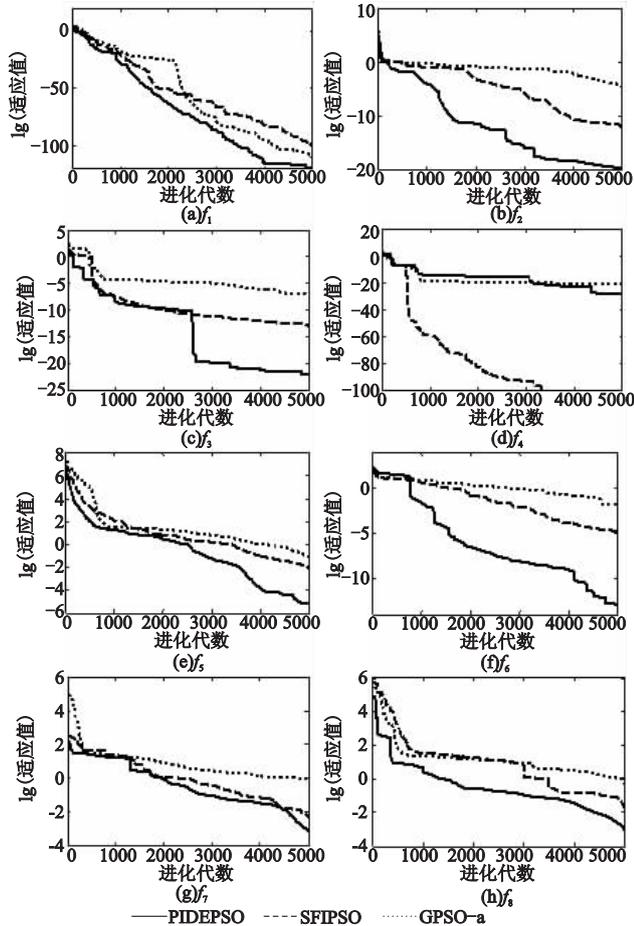


图4 收敛速度对比

#### 参考文献:

- [1] KENNEDY J, EBERHART R. Particle swarm optimization [C]//Proc of IEEE International Conference on Neural Network. [S. l.]: IEEE Press, 1995: 1942-1948.
- [2] KENNEDY J, SPEARS W. Matching algorithms to problem: an experimental test of the particle swarm and some genetic algorithms on the multimodal problem generator [C]//Proc of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. [S. l.]: IEEE Press, 1998: 78-83.
- [3] TSOU D, MACNISH C. Adaptive particle swarm optimisation for high-dimensional highly convex search spaces [C]//Proc of IEEE International Conference on Evolutionary Computation. [S. l.]: IEEE Press, 2003: 783-789.
- [4] LI Xiao-dong. Niching without niching parameters: particle swarm optimization using a ring topology [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2010, 14(1): 150-169.
- [5] 李莉,李洪奇,谢绍龙,等.基于克隆选择的免疫粒子群优化算法 [J]. 计算机科学, 2008, 35(10): 467-471.
- [6] 刘丽珏,蔡自兴.基于克隆选择的粒子群优化算法 [J]. 小型微型计算机系统, 2006, 27(9): 1708-1710.
- [7] 王雪飞,王芳,邱玉辉,等.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): 205-208.
- [8] ZHANG Cheng-gong, ZHANG Yi. Scale-free fully informed particle swarm optimization algorithm [J]. Information Sciences, 2011, 181(2): 4550-4568, 1681.
- [9] 章慧云,黄晓伟,张红华,等.混合型粒子群优化算法研究 [J]. 计算机应用研究, 2011, 28(5): 1631-1633.
- [10] Van Den BERGH F. An analysis of particle swarm optimisers [D]. Pretoria: University of Pretoria, 2002.
- [11] 林楠.一种新型的动态粒子群优化算法 [J]. 计算机应用研究, 2011, 18(3): 935-937.
- [12] LIANG J J, SUGANTHAN P N, DEB K. Novel composition test functions for numerical global optimization [C]//Proc of IEEE Swarm Intelligence Symposium. [S. l.]: IEEE Press, 2005: 68-75.
- [13] PERAM T, VEERAMACHANENI K, MOHAN C K. Fitness-distance-ratio based particle swarm optimization [C]//Proc of Swarm Intelligence Symposium. [S. l.]: IEEE Press, 2003: 174-181.
- [14] LIU Yu, QIN Zheng, SHI Zhe-wen, et al. Center particle swarm optimization [J]. Neurocomputing, 2007, 70(4-6): 672-679.
- [15] CLERC M, KENNEDY J. The particle swarm: explosion, stability, and convergence in a multidimensional complex space [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2002, 6(1): 58-73.
- [16] KENNEDY J, MENDES R. Neighborhood topologies in fully-informed and best-of-neighborhood particle swarms [J]. IEEE Trans on Application and Reviews, 2006, 36(4): 515-519.
- [17] MENDES R, KENNEDY J, NEVES J. The fully informed particle swarm: simpler, maybe better [J]. IEEE Trans on Evolutionary Computation, 2004, 8(3): 204-210.
- [18] 曾建潮,崔建华.一种保证全局收敛的 PSO 算法 [J]. 计算机研究与发展, 2004, 41(8): 1333-1338.