

基于竞争指数的模拟退火排序选择算子

陈 皓¹, 崔杜武¹, 严太山^{1,2}, 李凌波³

(1. 西安理工大学计算机学院, 陕西西安 710048; 2. 湖南理工学院计算机系, 湖南岳阳 414006;
3. 西安电子科技大学电子工程学院, 陕西西安 710071)

摘要: 提出基于竞争指数的模拟退火排序选择算子. 竞争指数是对个体的适应度和编码差异度进行综合评估后产生的一种个体质量评价指标, 代表了个体的绝对价值. 依据竞争指数对群体及其后代个体进行排序, 个体在队列中的位置代表了它的相对重要性. 应用模拟退火过程产生个体在队列中的排序位置参数, 作为个体相对价值的量化指标. 将个体绝对价值和相对价值量化指标的加权平均数作为其生存的概率, 这种选择方式可有效控制群体迭代过程的选择压力, 保持群体结构的合理. 通过对典型函数的优化实验表明, 该算子在显著改善进化算法抗早熟能力的同时, 可有效提高算法的搜索效率.

关键词: 竞争指数; 模拟退火排序选择算子; 族群进化算法

中图分类号: TP18 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2009) 03-0586-06

Race Exponent Based Simulated Annealing Rank Selection Operator

CHEN Hao¹, CUI Duiwu¹, YAN Taishan^{1,2}, LI Lingbo³

(1. School of Computer Science and Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an, Shaanxi 710048, China;
2. Department of Computer, Hunan Institute of Science and Technology, Yueyang, Hunan 414006, China;
3. School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an, Shaanxi 710071, China)

Abstract: Race exponent, a new evaluation criterion, is designed to measure the competitive capacity of individual, which develops from the idea of keeping population balance between fitness growth and individual diversity. In this paper, the race exponent is used to measure the absolute value of individual while ranking the population and its offspring according to it. The position parameter, generated by simulated annealing process, is used to measure the relative value of individual in rank. The weighted average value of race exponent and position parameter is used to be the survival probability of individual in rank, which can effectively control the selection pressure of population in iteration and keep population structure reasonably. The simulation tests of classical function show that the evolutionary algorithm, with simulated annealing rank selection operator, can restrain premature convergence phenomenon effectively during the evolutionary process while increasing the search efficiency greatly.

Key words: race exponent; simulated annealing rank selection operator; ethnic group evolution algorithm

1 引言

选择操作是遗传算法(Genetic Algorithm, GA)中环境对个体适应度的评价方式,也是实现群体优良基因传播的基本方式,它保证了GA迭代中“适者生存”的群体进化现象,体现了群体中个体求同的意向,在很大程度上决定了GA收敛的效果和速度.传统的遗传选择方式主要包括比例选择(proportionate selection)、排序选择(rank selection)、联赛选择(tournament selection)等几类.为了分析不同类型的选择算子对群体收敛速度的影响,Goldberg和Deb提出了接管时间(takeover time)概念^[1],用于度量在不同选择算子作用下个体承受选择压力的大小,

同时从群体中优良个体所占比例变化曲线的函数模拟的角度导出比例选择的接管时间为 $O(n \ln n)$ 阶,排序选择和联赛选择的接管时间为 $O(\ln n)$ 阶.文献[2]更进一步的分析了比例选择算子,证明了比例选择算子取代时间的阶不依赖于适应度函数的选取和初始群体的分布,为 $O(\ln n)$ 阶.可见,几种主要的选择算子具有接近的选择压力.但是保持群体的收敛速度仅是选择算子一半的作用,另一半的作用是通过选择操作来维持群体结构的多样性,保持群体的进化潜力,避免提前收敛.如何在这一对相互冲突的需求间找到一个合适的平衡点是选择算子引导群体成功进化的核心.已有研究从不同角度对选择算子提出了改进,文献[3]提出了一种基于个

体差异的局部竞争选择算子, 通过保持种群的多样性增强了算法从局部最优中跳出的能力. 文献[4]提出了三种可产生较好收敛速度的选择方法: 基于上限的确定式采样、基于切断的轮盘赌选择以及无回放最大值选择法. 文献[5]基于个体基因的相关性提出了两种用于保持群体多样性的选择算子 (correlative tournament selection, correlative family-based selection). 文献[6]提出了一种具有多样性保持和精英个体保留的分裂性选择算子 (disruptive selection).

要维持群体快速而稳定的进化, 需要在遗传迭代过程中保持群体结构合理, 平衡群体在适应度增长和多样性保持间的关系. 因此, 全面评估个体对群体进化的价值是进行有效选择的前提. 适应度值是个体最直接的价值表现, 但仅以适应度为指标进行个体选择很难避免群体多样性的丧失. 本文提出使用一种新的个体性能评估指标“竞争指数”作为个体生存价值的评价标准, 同时利用基于竞争指数排序的方式确定个体间价值的差异, 并将通过模拟退火过程产生的排序位置参数作为个体间相对价值的量化指标, 最后通过综合评估个体两方面的价值来确定它的生存概率. 通过函数优化实验证明基于竞争指数的模拟退火排序选择算子不仅是可行的, 而且是有效的, 它在显著避免群体早熟收敛的同时有效提高了进化算法的搜索速度.

2 竞争指数

设群体 N 的规模为 n , L 为个体编码长度, m 维个体 $A_i = a_1 \dots a_L$ ($a \in \{0, 1\}$) 的适应度为 $F_i > 0$, F_{\max} 和 F_{avg} 分别表示当前群体的最优适应度和平均适应度.

定义 1 规定当前群体中最优个体 A_{best} 的竞争指数为 1, 其余个体的竞争指数为

$$Q(A_i, A_{\text{best}}) = Q_i = \begin{cases} 0, & \text{if } D_i = 0 \\ D_i^{\bar{R}_i}, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (1)$$

其中, 调节参数 $\lambda \in \begin{cases} (0, 1), & \bar{R} < 1 \\ [1, 2), & \bar{R} \geq 1 \end{cases}$, 个体 A_i 所具有的相对平均适应度比 $\bar{R}_i = \frac{F_{\max} - F_i}{F_{\max} - F_{\text{avg}}}$; D_i 表示 A_i 与 A_{best} 的编码差异度, 任意两个体间的编码差异度 $D(A_i, A_j) = D_{ij}$

$= \delta_{ij} \setminus \sum_{w=1}^m \left[\sum_{k=1}^{L_w} \eta_{w,k} \right]$, $\delta_{ij} = \sum_{w=1}^m \left[\sum_{k=1}^{L_w} (b_{w,k} \times \eta_{w,k}) \right]$ 为个体 A_i, A_j 的加权编码距离, $b_{w,k} = \begin{cases} 1, & a_{i,w,k} \neq a_{j,w,k} \\ 0, & a_{i,w,k} = a_{j,w,k} \end{cases}$, 位权值 $\eta_{w,k} = L_w - L_w + 1$, 则 $Q_i \in [0, 1]$.

相对平均适应度比 \bar{R}_i 可用于描述个体 A_i 在进化信息传递方面的价值, 图 1(a) 为其与 F_i, F_{\max} 和 F_{avg} 的关系曲线. 当 $F_i > F_{\text{avg}}$ 时 $0 < \bar{R}_i \leq 1$; 当 $F_i \leq F_{\text{avg}}$ 时 $\bar{R}_i \geq 1$.

1. 通常认为大于群体平均适应度的个体所承载的进化

信息是有价值信息, 因此相对平均适应度比小于 1 的个体继承了群体主要的进化信息. D_i 反映了个体 A_i 与群体中最优个体 A_{best} 的编码差异. 图 1(b) 为个体的竞争指数 Q_i 与 \bar{R}_i 及 D_i 的关系曲线. 由于 $D_i \in [0, 1]$, 当 $0 < \bar{R}_i < 1$ 即 $F_i > F_{\text{avg}}$ 时 $Q_i > D_i$, 而当 $\bar{R}_i \geq 1$ 即 $F_i \leq F_{\text{avg}}$ 时 $Q_i \leq D_i$. 这种变换方式使高于群体平均适应度且与群体中最优个体具有较大差异的个体将具有更接近 1 的竞争指数, 反之低于群体平均适应度且与群体中最优个体具有较小差异的个体具有更接近 0 的竞争指数. 竞争指数从个体所具有适应度价值和编码差异价值两个角度综合衡量个体对群体进化可能产生的作用, 并将评估结果映射于 $[0, 1]$ 区间以便于量化的进行比较分析.

群体的多样性是对群体结构进行评估的主要参数, 本文使用群体平均差异度作为衡量群体多样性的指标.

定义 2 第 k 代群体的平均编码差异度为

$$Y_k = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left(\frac{1}{n-i} \sum_{j=i+1}^n D_{ij} \right) \quad (2)$$

群体平均差异度 $Y \in (0, 1)$ 量化的描述了群体中个体编码的差异性, Y 越接近 1 说明群体中个体间的差异度越大, 群体多样性越高, 反之则相反.

3 基于竞争指数的模拟退火排序选择算子

退火思想源于对物体降温达到内能最小过程的模拟, 这个过程对于一些优化和参数控制过程都有一定的借鉴意义. 在这方面的的工作包括将传统模拟退火过程嵌入遗传算法^[7], 其形式更接近并行的模拟退火技术, 以及在遗传算法的选择步骤中融入模拟退火过程, 如整体退火选择^[8], 它以概率的方式从一个多点集 O_k 中选取一个多点集 $V_k, A_i \in O_k$ 被选入 V_k 的概率为

$$P_s(A_i) = e^{-E/T_k} \sqrt{\sum_{A_i \in O_k} e^{-E/T_k}} \quad (3)$$

其中, 控制参数 $\{T_k\}$ 类似于退火温度. T 随着迭代的进行逐渐缩小, 选择压力将随之升高, 并期望 $\lim_{k \rightarrow \infty} T_k = 0$ 时退火 GA 以概率 1 收敛到全局最优解. 因此, 整体退火选择实际上是基于退火函数对个体适应度进行拉伸变换的一种比例选择方式.

本文给出了另一种结合退火思想的个体选择策略——模拟退火排序选择, 不同于以往工作之处在于它利用模拟退火过程产生排序队列中个体的位置参数, 并通过这个参数来作为个体在队列中的相对价值, 同时使用个体的竞争指数和位置参数的加权平均数作为选择概率.

模拟退火排序选择算子的工作流程如下:

(1) 计算父个体群体及其子个体群体的竞争指数,

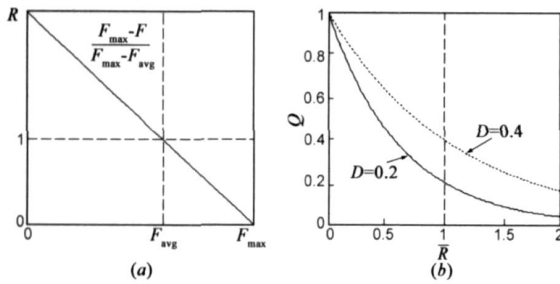


图1 相对平均适应度比以及编码差异度与竞争指数的关系并依据其对个体队列进行降序排列操作;

(2) 规定队列中 $h(1) = 1$, 其余 $k = 2, \dots, 2n$ 位个体的排序位置参数为

$$h(k) = \exp(-\gamma/T_k) \quad (4)$$

其中, γ 为当前父个体群体的多样性指标, 队列中第 k 位个体的退火温度为 $T_k = T_0^\beta$, 一般 $T_0 = 2n$, β 是一个略小于 1 的数.

(3) 按队列顺序依次挑选下代个体, 队列中第 k 位个体的选择概率为

$$P_s(k) = \sigma Q_k + (1 - \sigma) h_k \quad (5)$$

其中, 权值 $\sigma \in (0, 1)$ 用于控制个体的竞争指数和模拟退火参数对选择概率的影响程度.

基于模拟退火排序选择算子的选择过程具有以下特点:

(1) 综合评估个体价值产生选择概率

竞争指数是从个体具有的适应度以及与对群体多样性贡献两个角度产生的个体评价指标, 它反映了个体的绝对价值. 依据竞争指数对当前群体以及后代群体进行排序, 个体在队列中的位置则反映了个体间绝对价值的高低, 位序是个体相对价值的体现. 保证具有较高绝对价值的个体生存是保持群体进化趋势的基础, 同时使具有较高相对价值的个体具有较高的生存概率则可以保护群体的进化潜力. 采用排序方式可以清晰的描述个体间重要性的关系, 同时使用排序位置参数可以量化这种差异性. 另外, 队列中个体的相对价值并非直线下降的, 而更接近一个退火过程, 所以我们通过模拟退火函数产生个体的排序位置参数. 综合个体的绝对价值和相对价值挑选的个体更具代表性, 由此产生的下代群体其结构也更合理.

(2) 具有精英选择特性

根据竞争指数的定义可知, 当前群体及其后代中最优个体 A_{best} 的竞争指数 $Q_{best} = 1$, 且 $h(A_{best}) = 1$, 所以 A_{best} 将以概率 1 保留到下代群体中, 这保证了算法的收敛性^[9].

(3) 保持群体多样性

基于竞争指数的评估过程降低了与当前最优个体相重复的个体的重要性, 并通过排序过程把它们排在

了队列的末尾, 这使这些个体具有较小的生存概率, 从而避免最优个体迅速充斥整个群体. 综合个体的竞争指数和排序位置产生的选择概率, 使一些高于群体平均适应度且与最优个体具有较大差异的个体具有较大的生存概率, 这既保证了进化信息的有效传递也维持了群体的多样性.

(4) 通过参数 σ 动态调节选择概率

参数 σ 的设置将直接影响选择概率的大小, 使用一个固定的权值是一种简单的办法, 但为了使选择操作能够随群体结构的变化而动态的调整, 就需要建立相应的自适应机制来控制参数 σ 的选择. 群体多样性的变化对竞争指数的分布有着直接的影响, 因此可建立以下的映射关系 $f: \gamma \rightarrow \sigma$, 本文采用了一种简单的关系 $\sigma = \gamma$ (6)

4 函数优化实验

为了验证基于竞争指数的模拟退火排序选择算子的有效性, 在 Windows2000 操作系统的 PC (Pentium4 2.4GHz, 256MB memory) 上, 分别对六个典型的二维函数和六个多维函数进行仿真实验.

4.1 二维函数优化实验

二维函数 $f_1 f_6$ 分别为 Schaffer function 6、Schaffer function 7、Himmelbau's function、Camel function、Shubert function 以及 Shekel's Foxholes function^[10]. 在基于二进制编码并采用两点交叉算子和变异算子的标准遗传算法 (Canonical Genetic Algorithm, CGA) 中, 分别采用模拟退火排序选择算子 (annealing rank selection)、轮盘赌选择算子 (roulette wheel selection) 和线性排序选择算子 (linear rank selection) 对 $f_1 f_6$ 进行优化实验. 确定编码长度的原则是保证搜索精度高于 10^{-4} , 交叉概率为 0.8, 变异概率为 0.02, 群体规模为 40, 进化终止代数为 500 代. 判断收敛的条件为群体中最优个体所具有的函数值与函数理论极值差的绝对值小于 10^{-4} . 由于二维函数优化实验的群体规模较小, 所以使用固定权值参数计算队列的选择概率并设 $\sigma = 0.5$.

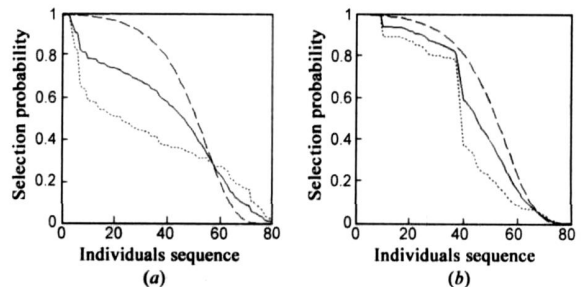


图2 Schaffer function-6函数优化实验中形成的选择概率曲线连续进行 50 次优化后采用模拟退火排序选择算子的 CGA 对六个二维函数的收敛成功率在 0.66~ 0.94

间,明显高于采用轮盘赌选择算子(0.32~ 0.74)和线性排序选择算子(0.42~ 0.82)的 CGA 的收敛成功率,而且采用模拟退火排序选择算子的 CGA 的收敛速度和稳定性也要好于采用其它两种选择算子的 CGA。图 2 为 CGA 采用模拟退火排序选择算子对 Schaffer function 6 函数进行优化过程中形成的选择概率曲线,点线为个体排序队列的竞争指数曲线,虚线为模拟退火过程形成的排序队列的位置参数曲线,实线为排序队列中个体的

选择概率曲线:(a)第 3 代时群体的多样性指标为 0.45,排序队列中个体的在竞争指数区间的分布较为均匀,这使得排序队列中个体在选择概率区间的分布也接近均匀;(b)第 20 代群体的多样性指标为 0.38,群体结构的变化使个体主要分布在 0.76 以上和 0.4 以下两个竞争指数区间,模拟退火过程产生的位置参数不同程度提高了处于 0.4 以下竞争指数区间个体的选择概率,缓解了群体的选择压力。

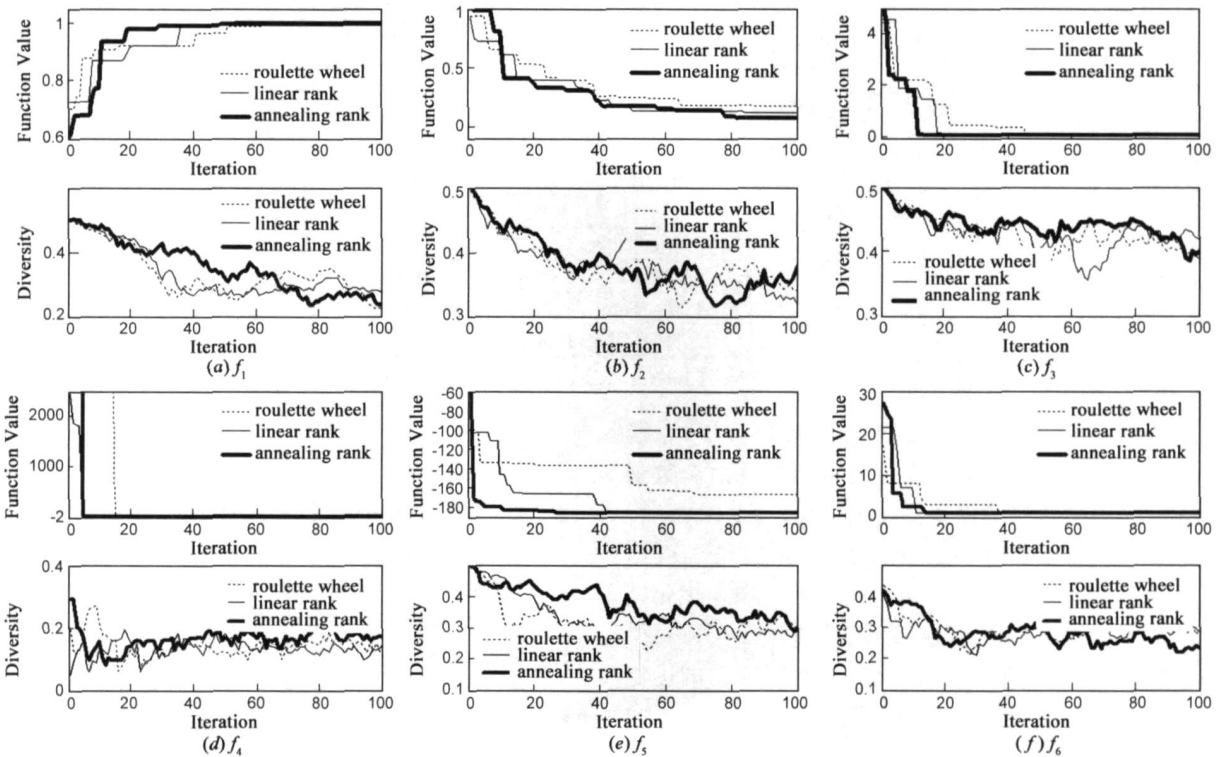


图3 二维函数 $f_1 \sim f_6$ 的优化过程曲线

图 3 为 CGA 分别采用三种不同选择算子对函数 $f_1 \sim f_6$ 的优化过程曲线,包括函数值优化曲线和群体多样性指标曲线。从图中可发现采用模拟退火排序选择算子的 CGA,其进化过程要比采用其它两种选择算子的 CGA 更连续,进化停滞现象更少,停滞时间也更短暂,在群体接近全局最优解前也保持了更稳定的多样性。

4.2 多维函数优化实验

族群进化算法(EGEA)^[11]是一种以竞争指数为个体评估指标并通过族群分类和繁殖机制提高群体进化效率的进化算法。本文使用基于模拟退火排序选择算子的族群进化算法与 OGA/Q^[12], HTGA^[13], MAGA^[14], StGA^[15]以及 OEA^[16]五种在函数优化方面表现出良好性能的算法对 6 个典型高维函数进行实验比较。30 维测试函数 $f_7 \sim f_{10}$ 和 $f_{11} \sim f_{12}$ 分别为文献^[14]中的多模态函数 $f_1 \sim f_4$ 和单模态函数 $f_7 \sim f_8$ 。文献^[11]中表 1 为该实验的统计结果。由于群体规模较大,进化周期较长,故

使用公式(6)自适应调整参数 σ 。

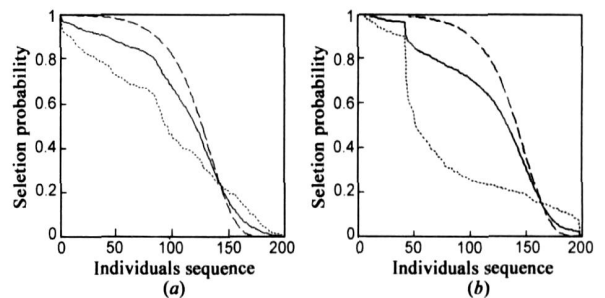


图4 Generalized Rastrigin函数优化实验中形成的选择概率曲线

图 4 为 EGEA 对 Generalized Rastrigin 函数进行优化过程中形成的选择概率曲线。(a)为第 3 代群体的选择概率曲线,群体多样性指标为 0.41。(b)为第 43 代群体的选择概率曲线,群体多样性指标为 0.21。进化前期,群体多样性指标较高,个体的选择概率接近于其绝对价值和相对价值的平均数;进化中后期,随着群体多样性指标较低,只有少部分个体分布在高竞争指数区域,

通过增加个体相对价值的权重可以提高队列中后段个体的选择概率,保持下代群体结构的稳定。

表 1 为使用模拟退火排序选择算子的 EGEA 与 MAGA、OEA、OGA/Q、HTGA 以及 StGA 五种算法对 30 维函数 $f_7 \sim f_{12}$ 优化结果的对比。由于编码方式和收敛条件不同,很难比较上述几种算法的优劣,但根据其收敛精度以及花费的函数评估次数可以从一个侧面反应各种算法针对不同函数优化能力的差异。在对 f_8 和 f_{12} 函数优化中 EGEA 使用了最少的函数评估次数找到了全局最优解;在对 f_7 函数优化中 StGA 是唯一找到最优值

的算法,EGEA 平均优化结果的精度不理想;在对 f_9 函数优化中 MAGA 和 StGA 花费的平均函数评估次数最少,EGEA 与 HTGA 搜索结果的精度最高,且 EGEA 花费的平均函数评估次数要少于 OGA/Q 和 OEA;在 f_{10} 和 f_{11} 函数优化中 MAGA 表现出了最优的性能,EGEA 优化结果的精度不如其它几种算法,但花费的评估次数要少于 OGA/Q、StGA 和 OEA。综合来说,在对 $f_7 \sim f_{12}$ 的优化中 MAGA 的表现最佳,EGEA 与其它四种算法针对不同函数的优化效果各有优势。

5 结论

本文提出基于竞争指数的模拟退火排序选择算子。竞争指数是一种通过分析个体对群体适应度提高和多样性保持两方面贡献产生的绝对价值指标,依据其对群体及其后代进行排序,个体在队列中的排序位置表明了它在群体中的相对价值。利用模拟退火过程产生的排序位置参数被使用作为个体相对价值的量化指标,同时通过综合评估个体的竞争指数和排序位置参数产生选择概率。这种选择方式可有效平衡群体的选择压力和多样性间的关系,保持合理的群体结构,通过函数优化实验表明,基于竞争指数的模拟退火排序选择算子能够有效避免早熟收敛的产生,同时显著提高群体的搜索效率和稳定性。

致谢 在此,谨向对本文提出宝贵建议的审稿专家以及参与本文内容讨论的所有同学、老师表示衷心的感谢!

表 1 EGEA 与 OGA/Q、HTGA、MAGA、StGA 和 OEA 对 30 维函数优化结果的对比

Function		f_7	f_8	f_9	f_{10}	f_{11}	f_{12}
EGEA	MNFE	28786	11114	21409	25858	20391	9009
	MFV	- 12569.2367	0	0	2.5e4	6.8e2	0
	Std	1.5e1	0	0	8.7e3	3.9e4	0
OGA/Q	MNFE	302166	224710	112421	134000	112559	112612
	MFV	- 12569.4537	0	4.44e16	0	0	0
	Std	(6.447e4)	(0)	(3.9e16)	(0)	(0)	(0)
MAGA	MNFE	10862	11427	9656	9777	9502	9591
	MFV	- 12569.4866	0	4.44e16	0	0	0
	Std	(7.121e12)	(0)	(0)	(0)	(0)	(0)
HTGA	MNFE	163468	16267	16632	20999	20844	14285
	MFV	- 12569.46	(0)	(0)	(0)	(0)	(0)
	Std	(0)	(0)	(0)	(0)	(0)	(0)
StGA	MNFE	1500	28500	10000	52500	30000	17600
	MFV	- 12569.5	4.42e13	3.52e8	2.44e17	2.45e15	2.03e7
	Std	(0)	(1.1e13)	(3.5e9)	(4.5e17)	(5.2e16)	(2.95e8)
OEA	MNFE	300019	300019	300018	300020	300017	300014
	MFV	- 12569.4866	5.430e17	5.336e14	1.317e2	2.481e30	2.068e13
	Std	(5.555e12)	(1.683e16)	(2.954e13)	(1.561e2)	(1.128e29)	(1.440e12)

MNFE: Mean Number of Function Evaluation MFV: Mean Function Value Std: Standard deviations

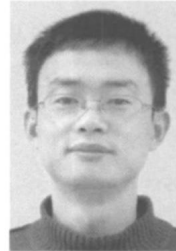
参考文献:

- [1] Goldberg D E, Deb K. A comparative analysis of selection schemes used in genetic algorithms[A]. In: Rawlins G J E ed. Foundations of Genetic Algorithms[C]. San Mateo, CA: Morgan Kaufmann Press, 1991. 69- 93.
- [2] 郭东伟, 周春光, 刘大有. 遗传算法取代时间的分析[J]. 计算机研究与发展, 2001, 38(10): 1211- 1216.
GUO Dong Wei, ZHOU Chun Guang, LIU Da You. Analysis of takeover time for genetic algorithms[J]. Journal of Computer Research & Development, 2001, 38(10): 1211- 1216. (in Chinese)
- [3] 乔家庆, 付平, 孟升卫. 基于个体差异的遗传选择算子设计[J]. 电子学报, 2006, 34(12): 2414- 2416.
QIAO Jia qing, FU Ping, MENG Sheng wei. A genetic selection operator based on difference among individuals[J]. Acta Electronica Sinica, 2006, 34(12): 2414- 2416. (in Chinese)
- [4] 杨平, 郑金华. 遗传选择算子的比较与研究[J]. 计算机工程与应用, 2007, 43(15): 59- 62.
YANG Ping, ZHENG Jia hua. Comparison and research over genetic selection operators[J]. Computer Engineering and Applications, 2007, 43(15): 59- 62. (in Chinese)
- [5] Matsui, K. New selection method to improve the population diversity in genetic algorithms[A]. Proceedings of the IEEE International Conference on Systems, Man and Cybernetics[C]. Tokyo, Japan: IEEE Press, 1999. 1: 625- 630.
- [6] Liu, Zhiming, Zhou, Jiliu, Lai, Su. New adaptive genetic algorithm based on ranking[A]. International Conference on Mar

- chine Learning and Cybernetics [C]. Xi' an, China: IEEE Press, 2003. 3. 1841– 1844.
- [7] Percy C Y, Pao Y H. Combinatorial optimization with use of guided evolutionary simulated annealing [J]. IEEE Trans on Neural Networks, 1995, 6(2): 290– 295.
- [8] 张讲社, 徐宗本, 梁怡. 整体退火遗传算法及其收敛充要条件 [J]. 中国科学 (E 辑), 1997, 27(2): 154– 164.
Zhang Jiang She, Xu Zong Ben, Liang Yi. Whole annealing genetic algorithm and the sufficient and necessary condition of its convergence [J]. Science in China (Series E), 27(2): 154– 164. (in Chinese)
- [9] G Rudolph. Convergence analysis of canonical genetic algorithms [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(1): 96– 101.
- [10] 刘习春, 喻寿益. 局部快速微调遗传算法 [J]. 计算机学报, 2006, 29(1): 100– 104.
LIU Xi Chun, YU Shou Yi. A genetic algorithm with fast local adjustment [J]. Chinese Journal of Computers, 2006, 29(1): 100– 104. (in Chinese)
- [11] CHEN Hao, CUI Du Wu, et al. Adaptation ethnic group evolution algorithm [A]. IEEE International Conference on Cybernetics and Intelligent Systems [C]. Cheng Du, China: IEEE Press, 2008. 1181– 1186.
- [12] Y W Leung, Y Wang. An orthogonal genetic algorithm with quantization for global numerical optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2001, 5(1): 41– 53.
- [13] Jinr Tsong Tsai, Tung Kuan Liu, Jyh Horng Chou. Hybrid taguchi genetic algorithm for global numerical optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(4): 365– 377.
- [14] Wei Cai Zhong, Jing Liu, Ming Zhi Xue, Li Cheng Jiao. A multiagent genetic algorithm for global numerical optimization [J]. IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics Part B: Cybernetics, 2004, 34(2): 1128– 1141.
- [15] Zher Guo Tu, Yong Lu. A robust stochastic genetic algorithm (SIGA) for global numerical optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 2004, 8(5): 456– 470.

- [16] Jing Liu; Wei Cai Zhong; Licheng Jiao. An organizational evolutionary algorithm for numerical optimization [J]. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B, 2007, 37(4): 1052– 1064.

作者简介:



陈 皓 男, 1978 年 5 月出生于陕西省西安市, 西安理工大学计算机学院博士研究生, 主要研究方向为进化计算与数据挖掘.

Email: chen hao_xaut@yahoo.com.cn



崔杜武 男, 1945 年 2 出生于陕西省西安市, 西安理工大学计算机学院教授, 博士生导师, 主要研究领域为进化计算、计算机网络和多媒体技术.

Email: cuidw@xaut.edu.cn



严太山 男, 1968 年 12 月出生于湖南省祁东市, 西安理工大学计算机学院博士研究生, 湖南理工学院计算机系讲师, 主要研究领域为人工神经网络和进化计算.

Email: yantaishan163@163.com



李凌波 女, 1986 年 11 月出生于陕西省西安市, 西安电子科技大学电子工程学院本科生, 主要研究方向是机器学习.

Email: lingbo1106@hotmail.com