

文章编号: 1001-0920(2013)06-0823-06

## 双性演化: 一种基于 Fisher 奔离过程的演化计算框架

程 然, 姚 敏

(浙江大学 计算机科学与技术学院, 杭州 310027)

**摘 要:** 提出一种新的双性别演化计算框架, 区别于一般遗传算法的是, 这种演化计算框架基于 Fisher 奔离过程对性选择中的雄性特征、雌性选择偏好等概念进行建模, 并对所建模型进行整合. 为了测试新算法框架的性能, 使用 CEC2005 Special Session 中的标准测试函数集进行数值优化实验. 实验结果表明, 新算法在大多数测试函数 (14 个中的 10 个) 上的表现比传统遗传算法更优秀.

**关键词:** 演化计算; 性选择; 优化; 遗传算法

**中图分类号:** TP273

**文献标志码:** A

## Bisexual evolution: A bisexual evolutionary framework based on Fisher's runaway process

CHENG Ran, YAO Min

(College of Computer Science and Technology, Zhejiang University, Hangzhou 310027, China. Correspondent: YAO Min, E-mail: myao@zju.edu.cn)

**Abstract:** For the modeling of some significant components in sexual selection, including the concepts of male trait and female mating preference, evolutionary framework is constructed. The theoretical principle of this framework is the famous mechanism called Fisher's runaway process. Numerical optimization is carried out to evaluate the newly proposed framework on a large number of benchmark functions used in CEC2005 Special Session. Experimental results show that the proposed framework outperforms the classic real-coded genetic algorithm on most functions.

**Key words:** evolutionary computation; sexual selection; optimization; genetic algorithm

### 0 引 言

遗传算法 (GAs)<sup>[1]</sup> 是一类受自然选择理论启发的优化算法<sup>[2]</sup>. 达尔文除了提出自然选择理论外, 还对性选择进行了讨论, 它对生物的多向性和复杂性同样产生着重要影响<sup>[3]</sup>. 实际上, 性选择和自然选择是两种独立的选择机制, 它们共同作用于物种的演化. 前者导致物种经济特征的演化, 后者导致物种繁殖特征的演化<sup>[3]</sup>. 与自然选择不同的是, 性选择关注的是雌性和雄性是否可以配对成功, 而非是否可以在自然界中生存. 为了配对成功, 雄性特征会不断发生演化, 以迎合雌性的选择偏好; 而雌性会选择最符合自身偏好的雄性作为配偶<sup>[4]</sup>. 有趣的是, 这种相互作用的机制导致了雄性特征和雌性选择偏好的爆炸式演化<sup>[5]</sup>, 将发生在雄性特征和雌性选择偏好之间的正反馈机制命名为 Fisher 奔离过程, 在该机制的作用下, 个体的繁殖特征得以快速演化. 为了验证 Fisher 奔离过程的

真实性, 文献 [6-7] 提出了几种数学模型. 此外, 生物学家还利用遗传算法解决在研究 Fisher 奔离过程中遇到的优化问题<sup>[8]</sup>. 然而, 直接将 Fisher 奔离过程应用于演化计算的相关工作还非常有限, 为了模拟性选择的过程, 学者们相继提出了一些与遗传算法相结合的双性演化算法. 1992 年, Allenson<sup>[9]</sup> 提出了第 1 个双性遗传算法, 该算法用于解决多目标优化问题. 此后, Ratford 等<sup>[10]</sup> 和 Ronald<sup>[11]</sup> 同时提出了用于单目标优化的双性遗传算法. Miller 等<sup>[12]</sup> 将性选择应用于搜索算法的可能性进行了详细的讨论. Omori 等<sup>[13]</sup> 提出了一种基于性选择机制的双性遗传算法, 虽然强调了 Fisher 奔离过程的重要性, 但并没有对其进行建模. 这些已有的双性遗传算法多少都涉及了一些性选择机制, 然而, 还没有学者对这些机制进行具体的建模, 并将模型应用于演化计算领域. 其主要原因是, 在遗传算法中, 所有的个体都使用相同的选择策略 (即遗

收稿日期: 2012-02-24; 修回日期: 2012-07-27.

基金项目: 浙江省自然科学基金项目 (Y1110152, Y1110960).

作者简介: 程然 (1987-), 男, 博士生, 从事计算智能的研究; 姚敏 (1954-), 男, 教授, 博士生导师, 从事计算智能等研究.

传算法中的选择算子). 在性选择中, 雌性选择是一个重要概念, 由于每个雌性在选择配偶时均有自己的选择偏好, 从而产生了物种的多样性. 在遗传算法中, 即使将种群分为雄性种群和雌性种群, 但由于所有的个体都使用相同的选择策略, 无法真正体现出雌性选择的机制.

针对以上问题, 本文引入一个更具有普遍适用性的选择策略, 基于该选择策略, 每个雌性都受自身偏好的影响选择不同的雄性作为配偶. 从某种意义上讲, 这种多样化的选择机制更贴近自然. 本文所提出的演化算法框架, 一方面加速了演化速度, 另一方面保证了种群多样性, 避免了早熟收敛. 该算法框架由雄性特征、雌性选择偏好、雌性选择策略和雌性选择偏好的演化策略等模型组成, 其理论基础是 Fisher 奔离过程. 在实施该算法框架时, 只需在传统遗传算法代码上作少量修改. 为了测试此演化算法框架的性能, 选用一种常用的实数编码遗传算法 (RCGA) 作为基本算法, 该算法使用的是 Deb 的 SBX 交叉算子<sup>[14]</sup>和 polynomial mutation 变异算子<sup>[15]</sup>. 将新的算法框架与以上交叉和变异算子结合后, 构建了新的演化算法, 并使用 CEC2005 Special Session<sup>[16]</sup>中的标准测试函数集, 分别对新算法和基本算法进行数值优化实验. 在 14 个测试函数中, 新算法在其中 10 个函数上的表现优于基本算法.

## 1 新算法框架的构建

本文的目的是构造一个尽可能简洁的模型, 依据奥卡姆剃刀原理<sup>[17]</sup>, 只选出性选择中基本的概念用于建模, 表述如下<sup>[3]</sup>:

- 1) 雄性特征是一个专属于雄性个体的属性, 在性选择中, 雄性个体利用其雄性特征吸引雌性个体;
- 2) 雌性选择偏好是专属于雌性个体的属性, 在性选择中, 雌性个体根据其选择偏好选择雄性作为配偶;
- 3) 在自然界中, 雌性在繁衍后代的过程中往往承担了更多的责任, 因此, 它们在选择雄性配偶时非常挑剔, 即雌性个体在性选择中有优先选择权.

通常情况下, 一个性选择方法涉及两个步骤: 第 1 步将群体分为雄性群体和雌性群体两个子群体, 这一步通常是随机完成的; 第 2 步选择用于繁殖的雌雄配偶对, 第 1 个配偶的选择通常依据个体的适应值, 第 2 个配偶的选择通常由一个诱导方程决定, 该诱导方程建立了第 2 个配偶和第 1 个配偶之间的关系<sup>[18]</sup>. 基于以上两个步骤, 下文给出构建新的演化计算框架的具体过程.

### 1.1 雄性和雌性种群

在传统遗传算法中, 种群是无性别之分的. 然而,

本文框架是一个双性演化算法框架, 要想构建新框架, 必须将种群分为雌性种群和雄性种群. 为了使这样一个划分尽可能灵活, 引入雄性比例参数.

**定义 1 (雄性比例)** 雄性比例是指在整个群体中, 雄性个体所占的比例, 记为  $r$ .

根据该定义, 假设集合  $I (|I| = n)$  为整个种群,  $M$  和  $F$  分别为雄性种群和雌性种群, 那么, 雄性种群和雌性种群的大小分别为  $rn$  和  $(1-r)n$ . 实际上,  $r$  是一个重要参数, 它决定了雄性个体的选择压力<sup>[19]</sup>. 对于雄性个体而言, 较小的  $r$  意味着较大的被雌性选择为配偶的概率; 较大的  $r$  意味着在性选择过程中会有较大的竞争压力. 根据上文提到的雌性选择理论, 雄性应当在性选择中发生竞争, 因此,  $r$  的大小设定为  $r \in (0.5, 1)$ .

### 1.2 雄性特征和雌性选择偏好

将群体分为雌性群体和雄性群体后, 考虑对两个群体中个体进行建模, 即对雌性个体和雄性个体的建模. 在传统遗传算法中, 个体仅包含一个用于记录优化目标的解信息的染色体. 在本文框架中, 除了包含这一染色体外, 还需要引入雄性特征和雌性选择偏好两个新的属性. 自然界中, 这两个属性在性选择过程中扮演着重要的角色, 它们是雄性个体和雌性个体之间演化的桥梁. 传统遗传算法中个体的选择依据其适应值, 即选择是由适应值引导的, 这来源于自然选择的理论, 适应值高的个体生存概率更大. 而在性选择理论中, 由于雄性特征是用来吸引雌性个体的, 它可以被认为是雌性的选择标准. 换言之, 当被看作是选择标准时, 雄性的适应值和雄性特征是等价的. 因此, 在新的框架中, 规定选择是雄性特征引导的. 雄性特征在新框架中扮演的角色相当于遗传算法中的适应值, 假如雄性群体中个体记为  $m_i \in M$ , 那么雄性特征的定义可表述如下.

**定义 2 (雄性特征)** 雄性特征是雌性的选择标准, 雄性个体  $m_i$  的特征值取其适应值, 记为  $f_{m_i}$ .

与雄性特征不同的是, 对雌性选择偏好的建模完全独立于经典遗传算法, 作为一个新的属性, 雌性选择偏好用一个实数来表示, 它与雄性特征共同决定性选择过程中的雌性选择. 若将雌性个体记为  $e_j \in F$ , 则雌性选择偏好定义如下.

**定义 3 (雌性选择偏好)** 雌性选择偏好是雌性对雄性特征的偏好, 雌性个体  $e_j$  的选择偏好的取值是一个实数值, 记为  $p_{e_j}$ .

根据 Fisher 奔离过程, 雌性选择偏好会在雄性特征的影响下发生演化. 在性选择过程中, 雌性趋于选择特征符合自身偏好的雄性作为配偶; 对于雄性, 其

特征会向着迎合雌性偏好的方向演化. 更为确切地说, 无论是雄性特征还是雌性选择偏好的演化, 都是存在于两者之间的正反馈机制的结果<sup>[6]</sup>, 这种正反馈机制的联系是从父代继承而来的遗传信息. 为了使这样一个正反馈机制能在本文框架中工作, 必须给出一个雌性选择偏好和雄性特征相互作用并发生演化的策略, 但这并非易事, 因为即使在生物学领域中, 雌性选择偏好和雄性特征之间的关系也有待进一步研究. 本文给出一个基本的策略, 该策略用于控制雌性选择偏好的演化, 有

$$\Delta p_{e_j}^{t+1} = c_{s_1} \Delta p_{e_j}^t + c_{s_2} (f_{\text{best}} - p_{e_j}^t), \quad (1)$$

$$p_{e_j}^{t+1} = p_{e_j}^t + \Delta p_{e_j}^{t+1}. \quad (2)$$

其中:  $t$  为迭代的代数,  $j \in \{1, 2, \dots, |F|\}$ ;  $c_{s_1}$  和  $c_{s_2}$  为两个权重系数, 满足  $c_{s_1}, c_{s_2} \in (0, 1)$ ,  $c_{s_1} + c_{s_2} = 1$ ;  $\Delta p_{e_j}^{t+1}$  为  $p_{e_j}^t$  ( $e_j$  在第  $t$  代的选择偏好) 的修正值, 该修正值由两部分决定,  $c_{s_1} \Delta p_{e_j}^t$  为惯性部分, 表示旧的选择偏好会对新的选择偏好产生影响,  $c_{s_2} (f_{\text{best}} - p_{e_j}^t)$  为自我修正部分, 表示雌性个体会根据与最佳雄性个体适应值 (记为  $f_{\text{best}}$ ) 之间的差值修正其选择偏好. 可以看出, 即使每个雌性个体分别拥有自身的选择偏好, 但其均有选择最优秀的雄性个体作为配偶的动机. 式 (2) 使用 (1) 中的修正值修正第  $t + 1$  代中的选择偏好  $p_{e_j}^t$ , 当  $t = 0$  时, 取初始值  $p_{e_j} = 0$ . 自我修正部分保证了雌性选择偏好可以向着优秀解的方向收敛, 而惯性部分则提供了不同雌性个体选择偏好的多样性. 由于  $f_{\text{best}}$  是最佳雄性个体的适应值, 选择偏好的演化策略并没有脱离雄性特征 (即个体适应值) 而独立存在.

虽然定义了雌性选择偏好的演化策略, 但没有必要给出类似的关于雄性特征的演化策略. 在雄性特征的定义中提到, 雄性特征的取值是个体的适应值, 而适应值由适应值函数求得. 通常情况下, 适应值函数是对优化目标的抽象. 对于任何一个演化算法, 其目的是对优化目标进行优化, 因此, 雄性特征 (即适应值) 在演化算法运行的过程中会自动地得到更新.

### 1.3 雌性选择和父母对

完成了对雄性特征、雌性选择偏好和两者演化策略的建模后, 下一步要解决的问题是雌性如何选择雄性配偶, 以完成繁殖. 在自然界中, 影响雌性选择的因素很多, 如雄性的外表和雄性的求偶展示. 为了使算法尽可能简洁, 给出一个基本的雌性选择策略, 定义如下.

**定义 4** 一个雌性个体会选择一个雄性个体作为自己的配偶, 当且仅当这个雌性个体的雌性选择偏好与这个雄性的雄性特征之间的差异在所有雄性个体中最小 (如图 1 所示). 数学公式表达如下:

$$s_{e_j} = \operatorname{argmin}_{m_i \in M} \|f_{m_i} - p_{e_j}\|^2. \quad (3)$$

其中:  $e_j \in F$ ,  $s_{e_j}$  为雌性个体  $e_j$  的配偶.

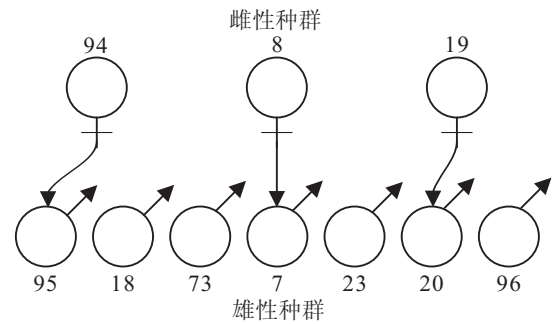


图 1 雌性选择策略

假设一个种群由 3 个雌性个体和 7 个雄性个体组成, 雌性个体的选择偏好分别是 94, 8 和 19, 根据定义 4, 拥有特征值为 95, 7 和 20 的 3 个雄性个体将分别被选为配偶. 有了这样一个选择策略, 每个雌性均可以找到对应的配偶, 从而构成父母对并进行繁殖, 父母对定义如下.

**定义 5 (父母对)** 父母对为

$$R_s = \{(s_1, s_2) | s_2 \text{ 选择 } s_1 \text{ 作为自己的配偶}\}. \quad (4)$$

其中:  $s_1 \in M$ ,  $s_2 \in F$ .

由定义 5 可见, 父母对是一个二元关系, 其中的元素是雌性和雄性个体. 另外, 每一个雌性个体或雄性个体在每一轮迭代中, 最多参与构成一对父母对. 这样做是为了防止所有的雌性个体每次都与适应值最好的雄性个体配对而造成严重的早熟收敛. 这样一来, 对于任何一个雌性个体, 在每次迭代中的雄性配偶均可能不同, 从而使得其选择偏好在演化过程中产生差异, 这正是本算法中多样性的来源.

### 1.4 繁殖与新一代的产生

在演化算法中, 繁殖意味着产生新一代. 通过繁殖, 基因信息从父代遗传到子代. 例如, 在遗传算法中, 繁殖在交叉算子和变异算子的作用下完成, 经过一次次的迭代, 记录在染色体中的信息向着既定目标演化. 在本文算法框架中, 交叉算子和变异算子仍然保留, 被用于处理染色体. 此外, 由于雄性特征和雌性选择偏好是两个新引入的属性, 要分别为它们设计一个繁殖算子.

本文框架中, 雄性特征和雌性选择偏好均由单个实数表示, 这使得它们比染色体 (通常是一个二进制串) 好处理得多. 根据雄性特征的定义, 其取值可以直接由特征值更新, 而雌性选择偏好的取值会根据式 (1) 和 (2) 得到修正.

有了以上的更新策略, 便可以产生孩子个体. 然而, 一个父母对在一次繁殖中可以产生多少个孩子?

这仍然是个问题. 在自然界中, 一次繁殖所产生的孩子个数是随机的, 若在本文框架中仍使用随机的孩子个数, 便会造成种群大小的不稳定. 为了使本文框架尽可能稳定, 种群的大小应当固定, 因此规定一个父母对在一次繁殖中产生一对孩子对.

**定义 6 (孩子对)** 孩子对为

$$R_c = \{(c_{s_1}, c_{s_2}) | (s_1, s_2) \xrightarrow{\text{Reproduce}} (c_{s_1}, c_{s_2})\}. \quad (5)$$

其中:  $(s_1, s_2) \in R_s$ ,  $c_{s_1}$  和  $c_{s_2}$  分别为父母  $s_1, s_2$  繁殖后产生的孩子.

由于本文框架中种群是有性别的, 对于每个出生的孩子个体, 一旦出生, 性别就需要被确定. 实际上, 如果能确定将孩子放入哪个集合 ( $F$  或  $M$ ) 中, 则孩子的性别也可以随之确定. 此外, 为了保证种群大小固定, 不能只是单纯地将新出生的孩子放入种群中, 而不移除旧的个体 (父母), 因此需要一个替换策略.

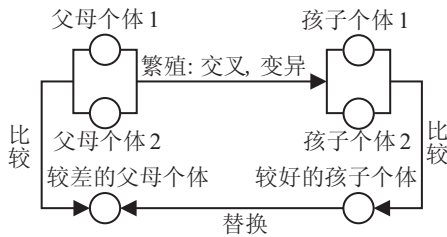


图 2 胜者输者替换策略

在对传统遗传算法的研究中, 更多的工作集中在对选择策略而非替换策略的研究上. 例如, 在锦标赛选择中, 每次执行完繁殖操作 (交叉、变异) 后, 父母个体均被孩子个体直接替代<sup>[19]</sup>. 首先, 这样的替换策略易于实现, 更重要的是, 这种替换策略没有加入任何偏好, 从而使得整个算法拥有较好的鲁棒性, 因为通常情况下, 任何偏好策略的加入均可能导致搜索陷入早熟收敛. 但若替换策略是完全随机的, 则有较好适应值的个体可能容易被替换, 为了兼顾算法鲁棒性和算法保存优秀个体的能力, 在新的算法框架中, 设计一种半偏好替换策略, 这种替换策略是介于偏好和非偏好替换策略之间的折衷, 定义如下 (见图 2).

**定义 7 (胜者输者替换策略)** 对于  $\forall (s_1, s_2) \in R_s$ ,  $\exists (c_{s_1}, c_{s_2}) \in R_c$ , 考虑其适应值, 假如  $s_{\text{lose}}$  是  $(s_1, s_2)$  中适应值较差的一个,  $c_{\text{win}}$  是  $(c_{s_1}, c_{s_2})$  中适应值较好的一个, 在下一代中, 用  $c_{\text{win}}$  替换  $s_{\text{lose}}$ ,  $c_{\text{win}}$  继承  $s_{\text{lose}}$  的性别.

通过定义 7 可以看出, 无论两个孩子个体中适应值较好的一个个体是否优于其父母中适应值较差的一个个体, 它都会替代之. 从该替换策略可以总结出以下几点结论:

1) 孩子个体和父母个体中适应值较好的个体都会进入下一代繁殖;

2) 适应值相对较差的个体总会被适应值相对较好的个体所替代;

3) 无论是雌性群体的大小, 还是雄性群体的大小, 都没发生改变;

4) 即使孩子个体的适应值劣于父母个体, 同样会发生替换.

在第 2) 点中, 相对较差 (或相对较好) 的含义是比较范围仅限于父母 (或孩子), 而并不保证较好的孩子个体一定优于较差的父母个体. 这样一来, 一方面较好地保证精英个体不会流失; 另一方面, 在每一代繁殖中可以为雌性或雄性群体补充适量的多样性 (见第 4) 点), 这也是称之为半偏好替换策略的原因.

## 1.5 通用框架

将以上定义应用于算法中, 需要构造一个框架将这些定义捏合成整体. 由于该框架中的定义与性选择中的 Fisher 奔离过程相关, 将框架命名为双性演化. 不失一般性, 利用伪代码描述该框架如下:

初始化雌性群体  $M$  和雄性群体  $F$ ;

while 不满足终止条件 do

for all  $m_i \in M$  do

使用适应值更新其雄性特征值 (见定义 2);

end for

for all  $e_j \in F$  do

利用式 (1) 和 (2) 更新其雌性选择偏好值;

根据定义 4 和定义 5 为  $e_j$  选择配偶, 并将配对后的雌雄个体存入  $R_s$ ;

end for

for all  $(s_1, s_2) \in R_s$  do

将遗传操作 (交叉、变异) 作用于  $(s_1, s_2)$ , 繁殖出孩子个体  $(c_{s_1}, c_{s_2})$ , 并将孩子个体存入  $R_c$ ;

end for

for all  $(s_1, s_2) \in R_s$  and  $(c_{s_1}, c_{s_2}) \in R_c$  do

用  $(c_{s_1}, c_{s_2})$  中较好的一个替代  $(s_1, s_2)$  中较差的一个, 从而产生新一代的种群 (见定义 6 和定义 7);

end for

end while

## 2 实验研究

### 2.1 实验设置

为了验证所提出框架的满意度, 选用广泛应用的实数编码遗传算法 (RCGA) 中的算子 (模拟二进制交叉算子<sup>[14]</sup>和多项式变异算子<sup>[15]</sup>) 作为基本算子, 然后将这些算子嵌入新框架中, 从而形成新的算法. 由于这些算子都是实数编码的遗传算子, 将新算法命名为 BE-RCGA.

实验中,用RCGA和BE-RCGA分别对一组标准测试方程(在CEC2005 Special Session<sup>[16]</sup>中提出)进行优化.其中,前5个函数( $F_1 \sim F_5$ )是单峰函数,余下20个方程是多峰函数.25个函数中的大多数都被进行了旋转、置换或结合了一些经典方程从而构成复合方程的操作,目的是使这些方程难以被简单的策略所优化.因此,这组测试函数可以为新算法框架提供一个较为客观的评价.由于后11个函数是前14个函数的混合函数,优化起来较耗时,而前14个函数虽然不是复合函数,但已足够对算法进行测试,因此,选取25个测试函数中的前14个( $F_1 \sim F_{14}$ )进行测试.将每一个函数均设置为30维,并对每个函数进行了独立的25次测试.

为了使实验结果较为公平,将两个算法中的相同参数均设置为相同的值,并设置相同的优化代数作为两个算法的终止条件.此外,BE-RCGA中的新参数( $r$ ,  $c_1$ 和 $c_2$ )也给出了建议取值.所有参数取值见表1,种群的大小取为300(维数大小的10倍)<sup>[15]</sup>, $p_c$ 和 $p_m$ 分别为交叉率和变异率.

表1 RCGA和BE-RCGA的参数设置

	$p_c$	$p_m$	FES	$r$	$c_1$	$c_2$
RCGA	0.9	0.03	1e+5	-	-	-
BE-RCGA	0.9	0.03	1e+5	0.7	0.5	0.5

## 2.2 统计结果

由25次独立测试的统计结果(见表2)可见,BE-RCGA在 $F_1, F_2, F_4, F_5, F_7, F_8, F_{11}, F_{12}, F_{13}$ 和 $F_{14}$ (14个函数中的10个)上都比RCGA表现得更优秀;尤其是在 $F_1, F_2, F_4$ 上,BE-RCGA的表现明显优于RCGA.有趣的是,BE-RCGA在其余的4个函数( $F_3, F_6, F_9$ 和 $F_{10}$ )上表现得略逊于RCGA,可以发现在这4个函数上,BE-RCGA和RCGA的优化结果是非常相近的.另外,为了能够更直观地观察整个优化过程,图3给出了优化过程曲线图.从图3中可以看出,RCGA收敛较快(有时是早熟收敛),而BE-RCGA的收敛曲线相对成熟(收敛速度较慢且均匀),尤其是在 $F_1, F_2$ 和 $F_4$ 上.

## 3 结论

本文提出了一种新的演化计算框架——双性演化,主要的理论背景是性选择中的Fisher奔离过程.将此算法框架与强大的RCGA结合后构造新的算法.为了验证新算法的性能,进行了一系列数值优化实验.虽然新算法在标准测试中表现优秀,但这只是一个初级版本,例如,框架中的雌性选择策略较为简单,本文只是将雌性特征作为性选择的诱导因素,在后续工作中,可以将自然选择也作为诱导因素之一.另外,还可

将重点放在对 $F_3, F_4, F_9$ 和 $F_{10}$ 优化过程的分析上对双性演化的算法框架作进一步改进.

表2 25次测试的统计结果

Function		RCGA	BE-RCGA
$F_1$	Best	3.606 696e-012	<b>0.000 000e+000</b>
	Worst	2.822 392e-011	0.000 000e+000
	Mean	1.379 014e-011	<b>0.000 000e+000</b>
	Std D.	5.974 480e-012	0.000 000e+000
$F_2$	Best	5.404 953e-009	<b>2.639 912e-014</b>
	Worst	1.364 145e-008	2.081 345e-009
	Mean	8.577 596e-009	<b>3.914 760e-010</b>
	Std D.	2.070 668e-009	5.588 711e-010
$F_3$	Best	6.444 973e+003	<b>2.380 476e+003</b>
	Worst	2.750 034e+004	1.112 122e+005
	Mean	1.216 972e+004	4.021 180e+004
	Std D.	4.698 047e+003	2.815 613e+004
$F_4$	Best	3.967 372e-009	<b>1.014 331e-024</b>
	Worst	2.002 169e-008	3.577 053e-016
	Mean	1.092 638e-008	<b>2.930 560e-017</b>
	Std D.	3.506 494e-009	7.236 939e-017
$F_5$	Best	5.480 364e-001	<b>0.000 000e+000</b>
	Worst	8.234 370e+001	7.670 774e-003
	Mean	2.735 489e+001	<b>3.597 388e-004</b>
	Std D.	1.923 732e+001	1.504 794e-003
$F_6$	Best	9.354 726e-008	9.239 860e-001
	Worst	2.215 613e+001	1.729 986e+001
	Mean	2.163 384e+000	4.072 385e+000
	Std D.	4.924 097e+000	3.849 041e+000
$F_7$	Best	1.795 393e+001	<b>3.819 326e-001</b>
	Worst	3.161 826e+001	1.951 646e+000
	Mean	2.473 968e+001	<b>1.047 057e+000</b>
	Std D.	3.693 790e+000	4.362 295e-001
$F_8$	Best	2.006 357e+001	<b>2.000 610e+001</b>
	Worst	2.028 036e+001	2.013 257e+001
	Mean	2.017 793e+001	<b>2.006 229e+001</b>
	Std D.	5.855 232e-002	2.841 142e-002
$F_9$	Best	3.526 104e-010	<b>6.039 613e-014</b>
	Worst	2.769 017e-009	4.787 030e-008
	Mean	1.385 241e-009	2.698 448e-009
	Std D.	6.382 871e-010	9.279 921e-009
$F_{10}$	Best	5.682 566e-012	1.989 918e+000
	Worst	2.984 877e+000	6.964 713e+000
	Mean	7.163 705e-001	3.820 642e+000
	Std D.	7.185 781e-001	1.398 049e+000
$F_{11}$	Best	2.443 985e+000	<b>1.212 975e+000</b>
	Worst	7.531 909e+000	5.019 783e+000
	Mean	5.457 880e+000	<b>2.934 520e+000</b>
	Std D.	1.347 012e+000	1.151 070e+000
$F_{12}$	Best	2.234 365e-006	9.407 060e-003
	Worst	2.266 604e+003	1.347 353e+003
	Mean	6.091 958e+002	<b>1.080 002e+002</b>
	Std D.	7.741 560e+002	2.968 826e+002
$F_{13}$	Best	5.458 507e-001	<b>1.977 888e-002</b>
	Worst	8.639 672e-001	5.759 293e-001
	Mean	7.276 869e-001	<b>2.728 691e-001</b>
	Std D.	9.647 848e-002	1.468 330e-001
$F_{14}$	Best	2.838 375e+000	<b>1.870 242e+000</b>
	Worst	3.453 882e+000	2.886 023e+000
	Mean	3.122 520e+000	<b>2.447 659e+000</b>
	Std D.	1.887 602e-001	2.755 651e-001

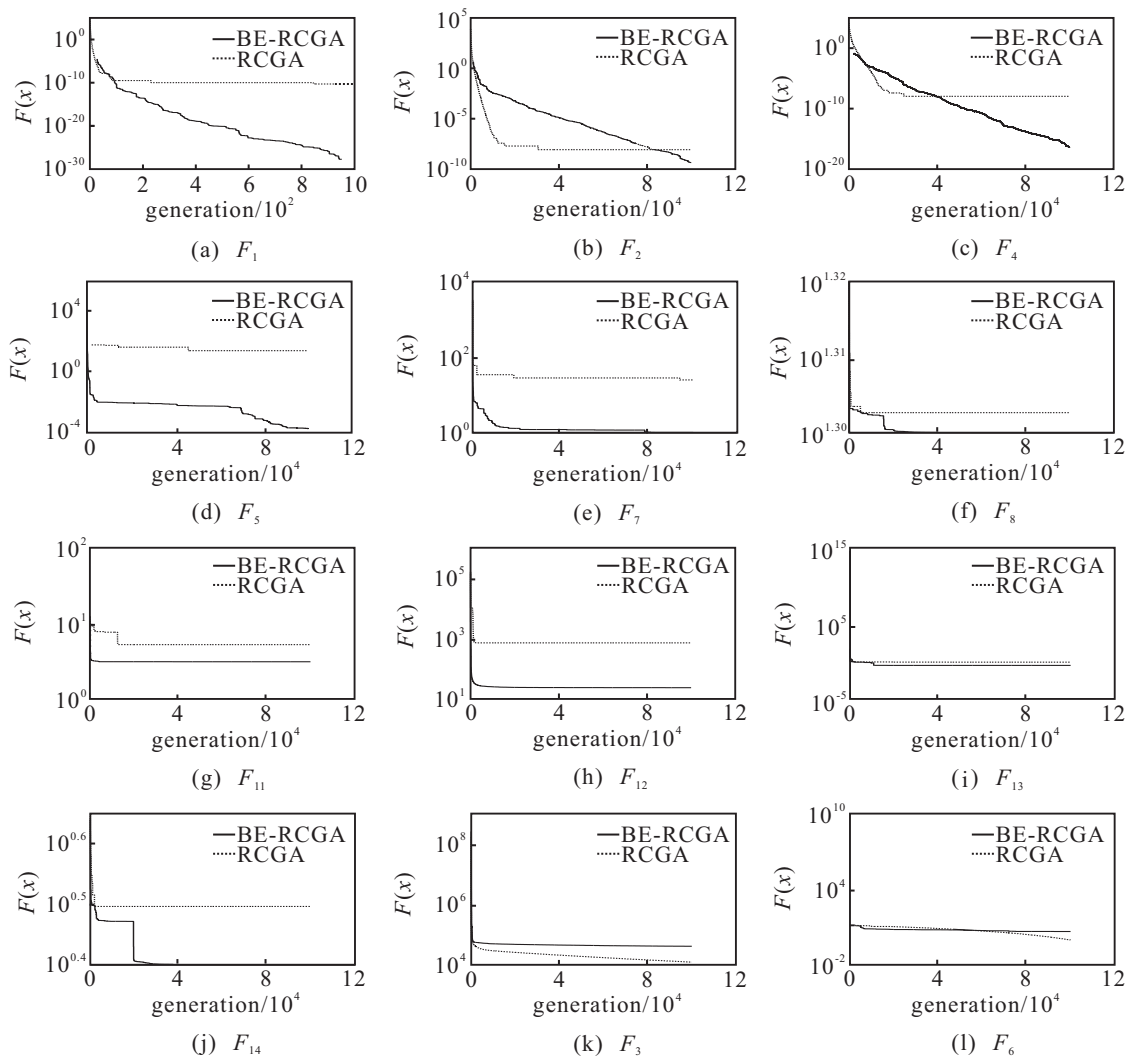


图3 优化过程收敛曲线

## 参考文献(References)

- [1] Holland J H. Adaptation in natural and artificial systems[M]. Cambridge: MIT Press, 1992: 1.
- [2] Darwin C, Burrow J W. The origin of species by means of natural selection: The preservation of favoured races in the struggle for life[M]. USA: Penguin Classics, 2009: 2-3.
- [3] Darwin C. The descent of man, and selection in relation to sex[M]. London: John Murray, 1994: 2.
- [4] Moore A J. The evolution of sexual dimorphism by sexual selection: The separate effects of intrasexual selection and intersexual selection[J]. Evolution, 1990, 34(2): 315-331.
- [5] Fisher R A. The evolution of sexual preference[J]. Eugenics Review, 1995, 7(3): 184-192.
- [6] Pomiankowski A, Iwasa Y. Evolution of multiple sexual preferences by fisher's runaway process of sexual selection[C]. Proc of the Royal Society of London, 1993: 173-181.
- [7] Lande R. Models of speciation by sexual selection on polygenic traits[C]. Proc of the National Academy of Sciences. Washinton DC, 1981: 3721.
- [8] Kamo M, Kubo T, Iwasa Y. Neural network for female mate preference, trained by a genetic algorithm[J]. Philosophical Transactions of the Royal Society of London, 1998, 353(1367): 399.
- [9] Allenson R. Genetic algorithms with gender for multi-function optimisation[R]. Edinburgh: Rapport Technique EPCC, 1992: 92-101.
- [10] Ratford M, Tuson A, Thompson H. Applying sexual selection as a mechanism for obtaining multiple distinct solutions[R]. Edinburgh: DAI research paper, 1997: 36-41.
- [11] Ronald E. When selection meets seduction[C]. Proc of the 6th Int Conf on Genetic Algorithms. San Francisco, 1995: 167-173.
- [12] Miller G, Todd P. The role of mate choice in biocomputation: Sexual selection as a process of search, optimization and diversification[J]. Evolution and Biocomputation, 1995, 899: 169-204.