

# 一种基于有性繁殖的遗传算法

黎明 熊晓峰 马聪

(南昌航空工业学院测试技术与控制工程系, 南昌 330034)

**摘要** 为了更有效地抑制标准遗传算法(SGA)中的早熟收敛现象和提高收敛速度,提出了一种基于有性繁殖的遗传算法。该算法借鉴了自然界最常见的有性繁殖现象,首先将每个个体编码为配对的双染色体码串,并增加性别染色体编码,以建立遗传个体的性别特征;然后,通过建立有性遗传进化算子来对不同性别的个体赋予不同的进化控制参数,以使得雄性个体具有较强的全局探索能力,而使雌性个体具有较强的局部快速寻优能力,最后通过建立对应的有性遗传交叉、变异算子,使得这种基于有性繁殖的遗传算法具有更强的全局寻优能力和快速收敛能力。用该算法对一系列典型函数和其他优化问题进行了优化计算试验,结果证明,该算法不易陷入早熟收敛,且全局搜索能力和局部搜索能力平衡较好,收敛速度快,同时也验证了这种基于有性繁殖的遗传算法的有效性和优良性能。

**关键词** 计算机算法理论(520·1040) 遗传算法 二倍体编码 有性繁殖 早熟收敛

**中图分类号**: TP301.6 TP391.41 O224 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2003)05-0509-07

## A Genetic Algorithms With Sexual Reproduction

LI Ming, XIONG Xiao-feng, MA Cong

(Department of Test & Control Engineering, Nanchang Institute of Aeronautical Technology, Nanchang 330034)

**Abstract** In this paper, a novel genetic algorithms with sexual reproduction is proposed to combat premature convergence inherent in Standard Genetic Algorithms (SGA) and speed up convergence. It imitates the sexual reproduction that is very popular in nature; (1) Each individual is encoded using diploid chromosomes which can save more information so as to memorize more good patterns, (2) There is a pair of sexual chromosome that reflects the sexual feature of each individual, so there are two kinds of individuals—male and female individuals. (3) During the reproduction procedure, each individual can only be matched with another individual with different sexual feature, and (4) Dominant genes decide the individual characters. Also, the corresponding crossover, mutation and selection operators for the sexual reproduction are developed in this paper. In the evolutionary procedure, the male individuals reserve higher mutation rate to obtain better global exploring ability while the female individuals have lower mutation rate to enhance local searching ability. As a result, the male individuals possess strong global exploring ability and the female individuals possess strong local searching ability. At the same time, the diploid encoding and dominance law diversify the gene pool. So the algorithm can help the evolutionary procedure to escape from possible local entrapment and obtain good tradeoff between exploration ability and exploitation ability. The experiments are taken on two types of optimization problems, (1) find maximum of minimum values of a series of classical and typical complex multi-modal functions, and (2) find the optimized route for TSP problem. The experimental results have shown the good performance of genetic algorithms with sexual reproduction.

**Keywords** Genetic algorithms, Diploid encoding, Sexual reproduction, Premature convergence

## 0 引言

遗传算法是模拟自然进化的搜索过程而发展起

来的一类随机搜索技术,其主要特点是采用群体搜索策略和群体中个体之间的信息交换,且搜索过程不依赖于梯度信息。它尤其适用于处理传统搜索方法难以解决的复杂的和非线性的问题。虽然遗传算

基金项目:江西省跨世纪学科带头人培养计划项目(第三批);江西省测控研究中心开放基金项目(200104003)

收稿日期:2002-04-11;改回日期:2002-10-15

法已成功应用于许多方面,但在对复杂的多模态函数进行寻优时,进化收敛速度较慢,仍然容易出现早熟现象(收敛在局部最优值),另外,传统的基于单倍染色体编码的遗传算法,由于对变化环境的适应能力较差,因而影响了遗传算法的更广泛应用。可见,如何解决复杂的多模态适应度函数条件下,遗传算法可能出现的早熟收敛现象,以提高进化效率和提高遗传算法对变化环境的适应能力仍是遗传算法研究的主要课题之一。目前主要的进展有:

(1)对下一代遗传群体产生方法的改进 由于引起早熟现象的主要原因是群体中个体的单一性,因此增加遗传群体中个体的多样性是解决早熟现象的主要手段之一。文献[1]用一种随机搜索方法和基于进化规划的遗传算子来共同产生下一代的遗传群体,从而较为有效地增加了后代遗传群体的多样性,并有助于加快收敛速度,但在这种方法中,随机搜索方法和基于进化规划的遗传算子,其产生的个体数目在下一代的遗传群体中所占比例是较难确定的。

(2)对遗传编码的改进 文献[2]、[3]中介绍了Schraudolph等提出的动态编码策略(DPE),即动态地改变特征变量定义域的方法。

(3)对交叉算子的改进 文献[4]分析了交叉位置等概率选取对遗传算法全局收敛性的影响,并提出了选取交叉位置非等概率的方法,其虽对早熟现象有一定的抑制作用,但进化收敛速度仍然较为缓慢。文献[5]的自交叉操作在算法搜索后期不仅能避免交叉失效的可能性,也能增强算法的搜索能力。

(4)对变异算子的改进 文献[6]提出了一种用禁忌搜索作为变异算子的方法,也在一定程度上提高了遗传算法的爬山能力,且对抑制早熟现象有所帮助。另外,还有一些自适应变异算子也能较好地改进算法。

(5)对选择算子进行的改进 文献[7]提出了一种将模拟退火和遗传选择算子相结合的改进选择算子;文献[8]则通过引入Metropolis判别准则来对遗传选择算子进行了改进;文献[9]提出了根据搜索结果来动态地调整各染色体个体被选中概率的方法,这些方法都在一定程度上减轻了遗传算法的早熟现象。文献[10]提出了分叉(disruptive)选择算子,它有助于解决典型的“Needle-in-a-haystack”寻优问题。

(6)对遗传群体模式的改进 文献[11]提出了一种解决多目标优化问题的多性别遗传算法,但它与自然界有性别遗传的规律完全不同,仅用于多目

标优化问题的求解。文献[12]提出了一种多群体的遗传算法,它是由两级遗传算法组成,由于其第1级单群体是基于共享度函数遗传算法的进化结果,可以使第2级多群体遗传算法的遗传群体具有多样性,从而提高了遗传算法的收敛速度。

综上所述,目前的遗传算法及其改进算法,虽然在不同程度上提高了全局收敛率和寻优效率,但还有待于进一步研究和发展,并且标准遗传算法只是对自然界遗传进化过程比较简单的模拟,而对有性多倍染色体的研究仍较少,且较少考虑自然界最常见的有性繁殖特征。为此,借鉴自然界最常见的有性繁殖现象,提出了一种基于有性繁殖的遗传算法。

## 1 基于有性繁殖的遗传算法

### 1.1 算法框图

为提高遗传算法的收敛性能,提出了一种基于有性繁殖的遗传算法。该遗传算法是借鉴自然界最常见的有性繁殖现象而构造出的一种局部搜索能力和全局搜索能力都较强的算法。这种算法的遗传个体具有雄性和雌性两种性别,由于雄性编码的个体对应的变异率较大,因此雄性个体能在较大空间内具有较强的寻优和探索能力;而雌性编码的个体对应的变异率较小,使得雌性个体适宜于在小范围内快速局部寻优。实践证明,该方法不易陷入局部收敛,不仅具有很强的跳出局部极值的能力,且收敛速度较快。这种基于有性繁殖的遗传算法流程如图1所示。

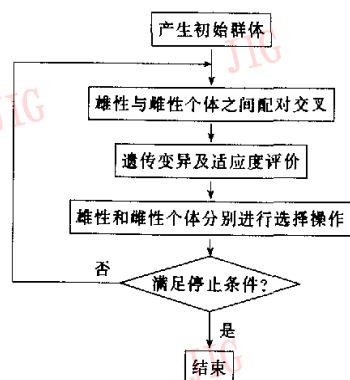


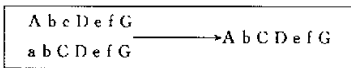
图1 基于有性繁殖的遗传算法流程图

在该遗传算法中,对于特殊的问题,可以通过将雌性个体变性为雄性个体和将雄性个体变性为雌性个体来加快遗传算法的收敛速度。

### 1.2 编码方法

生物学中,二倍体是指含有两个同源基因组(染色体组)的个体.这种二倍体是由两个同源染色体构成的,其中每一个染色体都含有相同功能的基因信息.实验已证实,二倍体结构中,各基因有显性基因和隐性基因之分<sup>[13,14]</sup>,这两类基因使个体呈现出的表现型由下述规则来决定:在每个基因座上,当两个同源染色体中一个的基因是显性时,则该基因所对应的性状表现为显性;而仅当两个同源染色体中所对应的基因皆为隐性时,则该基因所对应的性状才表现为隐性.

图 2(a)所示为字符型二倍体结构显性规则的一个表示实例,其中大写字母表示显性等位基因,小写字母表示隐性等位基因;图 2(b)显示了一种二进制编码的二倍体结构显性规则,其中,显性操作采用“与”算子;图 2(c)显示了一种浮点数编码的二倍体结构显性规则,其显性算子用的是与浮点数编码交叉操作方法相似的方法,图中的显性操作为: $a \times 3.2 + (1-a) \times 4.8 = 4.0$ 和  $a \times 2.8 + (1-a) \times 3.6 = 3.2$ (其中控制参数  $a = 0.5$ ).



(a) 字符型编码二倍体显性规则



(b) 二进制编码二倍体显性规则



(c) 浮点数编码二倍体显性规则

图 2 二倍体结构显性规则

二倍体结构提供了一种机制,它能对以前有用的基因及基因组合进行记忆,并能对所记忆的基因免受有害选择运算破坏提供保护.

在定义有性繁殖遗传个体的性别时,对于二进制编码,个体表现型最后一位为“0”,表示该个体为雄性个体;否则表示该个体为雌性个体;对于浮点数编码,当个体表现型最后一位为“0.0”时,则表示该个体为雄性个体,如个体表现型最后一位为“1.0”,则该个体为雌性个体.

### 1.3 配对方法

本文采用的配对方法为:

(1)同种性别个体之间不能进行配对,雄性个体只能同雌性个体进行配对.

(2)按优劣顺序排队的雄性个体与按优劣顺序排队的雌性个体进行一一配对.

在自然界中,优秀的雄性个体总是试图选择同优秀的雌性个体进行配对,事实证明,由于这种配对方式较稳定,因此可以借鉴自然界中这种现象来设计有性繁殖的配对方式,即对按优劣顺序排队的雄性个体与按优劣顺序排队的雌性个体进行一一配对,这有利于尽快地找到全局最优解,而标准遗传算法的完全随机配对方式,虽然使配对的变化范围很广,但是也相对限制了寻找全局最优解的速度.

采用这种雄雌性个体配对方式可以很好地结合雄性个体全局寻优能力强,雌性个体局部寻优能力强的特点,使得基于有性繁殖的遗传算法具有更强的全局收敛能力和快速收敛能力.

### 1.4 交叉算子

二进制编码方式下的交叉操作采用单点交叉方式.这种单点交叉<sup>[14]</sup>的重要特点是,若邻接基因座之间的关系能提供较好的个体性状和较高的个体适应度的话,则这种单点交叉操作破坏这种个体性状和降低个体适应度的可能性最小.

浮点数编码方式下的交叉操作如下:

设两个父代解向量分别为

$$\begin{cases} x_1 = (x_1^{(1)}, x_2^{(1)}, \dots, x_m^{(1)}) \\ x_2 = (x_1^{(2)}, x_2^{(2)}, \dots, x_m^{(2)}) \end{cases} \quad (1)$$

设  $a_i \in (0, 1), i = 1, 2, \dots, m$ . 执行交叉操作后子代为

$$\begin{cases} x_a = (y_1^{(1)}, y_2^{(1)}, \dots, y_m^{(1)}) \\ x_b = (y_1^{(2)}, y_2^{(2)}, \dots, y_m^{(2)}) \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{cases} y_i^{(1)} = a_i x_i^{(1)} + (1 - a_i) x_i^{(2)} \\ y_i^{(2)} = a_i x_i^{(2)} + (1 - a_i) x_i^{(1)} \end{cases} \quad (3)$$

采用这样的交叉操作方式可以得到很多种可能结果,这不仅能充分地实现两个个体间的“信息交换”,而且对找到全局极值很有利.这类交叉操作实质上是通过修改父代的某些分量而得到子代,这样一来就可以根据当前结果,通过交叉操作有目的地修改某些分量,以使子代比父代优越,也就是使遗传算法对优化解的搜索沿着有利于算法收敛的方向进行,其结果将导致遗传算法收敛性能的改善和收敛速度的提高.

符号编码方式下的交叉操作,常采用部分匹配交叉策略,具体可参考文献[14].

在本算法中,只有性别不同,才可以进行配对交叉操作,也就是说,雄性个体只能同雌性个体进行配

对交叉,而同类性别个体之间则不能进行配对交叉。

### 1.5 变异算子

二进制编码方式和符号编码方式下的变异操作参见文献[14]、[15],而浮点数编码方式下的变异可用以下方法:设  $x = (x_1, x_2, \dots, x_k, \dots, x_m)$  是父代解向量,变异时,选择分量  $x_k \in [a_k, b_k]$ ,  $(1 \leq k \leq m)$  进行变异操作,执行变异操作后,所得子代为  $x' = (x'_1, x'_2, \dots, x'_k, \dots, x'_m)$ ,其中

$$x'_k = \begin{cases} x_k + k \cdot (b_k - x_k) \cdot r & \text{if } \text{ran}(2) = 0 \\ x_k - k \cdot (x_k - a_k) \cdot r & \text{if } \text{ran}(2) = 1 \end{cases} \quad (4)$$

其中,  $\text{ran}(2)$  表示对均匀分布的正整数进行模 2 计算所得结果;  $k \in (0, 1]$  为一系数,  $r$  为  $(0, 1)$  区间上的随机数。

在本文方法中,要使得雄性个体变异率较大,雌性个体变异率较小,其目的是为了使得雄性个体全局寻优能力强,雌性个体局部寻优能力强,而给雄性个体大变异率也是为了增加群体的多样性。

### 1.6 选择方法

用两代竞争排序的选择方法来对个体进行优选。就是把父代个体和子代个体全部重新排序,再用最佳个体保存方法进行选择。该方法有利于保留父代和子代中的优秀个体,同时也把好的基因和模式保留下来了,这样就能保证好的基因和模式不会丢失,以便有利于最后尽快找到全局最优解。

## 2 试验

因为数学函数优化问题具有普遍意义,且能较好地反映算法本身的实际效能,所以常常用来作为遗传算法的测试对象。这里通过对 8 个典型的函数和 TSP 问题进行优化来比较如下 2 种不同编码机制下遗传算法的收敛性能:(1)带性别双倍体编码遗传算法;(2)不带性别单倍体编码标准遗传算法<sup>[16]</sup>。测试时,算法的群体规模为 80,一方面采用两代竞争排序选择法进行遗传算法的选择运算;另一方面,在解决 TSP 问题时,还比较了如下 3 种方法的收敛性能:(1)标准遗传算法;(2)多群体遗传算法;(3)本文提出的基于有性繁殖的遗传算法。

对于算法性能检验的标准为:(1)全局收敛率,用以反映收敛的效率,即算法成功地找到全局最优解的次数;(2)收敛代数及收敛时间,分别表示算法收敛时,种群进化代数的平均值及算法收敛所用时间的平均值,用以反映收敛的速度。

### 2.1 试验函数及问题

所选函数和测试问题为如下 8 个典型的测试函数<sup>[13,14]</sup>以及 TSP 问题。

$$(1) f_1 = \sum_{i=1}^3 x_i^2 - 5.12 \leq x_i \leq 5.12 \quad (5)$$

该函数只有一个  $(0, 0)$  为全局最小值点,其最小值为 0。

$$(2) f_2 = 100 \cdot (x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2 - 2.048 \leq x_i \leq 2.048 \quad (6)$$

该函数虽是单峰值的函数,但它却是病态的,难以进行全局极小化,且只有一个全局极小值 0

$$(3) f_3 = \sum_{i=1}^5 \text{int}(x_i) - 5.12 \leq x_i \leq 5.12 \quad (7)$$

该函数为一不连续函数,对于  $x_i \in [-5.12, -5.0]$  区域内的每一点,它都取全局极小值  $f = -30$ 。

$$(4) f_4 = \sum_{i=1}^{30} i x_i^4 - 1.28 \leq x_i \leq 1.28 \quad (8)$$

它具有一个全局极小值 0。

$$(5) f = 100 \cdot (x_1^2 - x_2)^2 + (1 - x_1)^2 - 2.048 \leq x_i \leq 2.048 \quad (9)$$

这是 Rosenbrock 函数,它的全局最大值为 3 905.926 2。

$$(6) f_6 = 0.5 - \frac{\sin^2 \sqrt{x_1^2 + x_2^2} - 0.5}{[1.0 + 0.001(x_1^2 + x_2^2)]^2} - 100 \leq x_i \leq 100 \quad (10)$$

该函数有无数个局部极大值点,其中只有一个  $(0, 0)$  为全局最大值点,最大值为 1。由于此函数的最大峰周围有两圈脊,它们的取值分别为 0.990 284 和 0.962 776,因此优化过程很容易停滞在这些局部极大值点。

$$(7) f_7 = (x_1^2 + x_2^2)^{0.25} [\sin^2(50(x_1^2 + x_2^2)^{0.1} + 1.0)] - 100 \leq x_i \leq 100 \quad (11)$$

该函数在其定义域内只具有一个全局极小值 0。

$$(8) f_8 = \sum_{i=1}^M \frac{x_i^2}{4000} - \prod_{i=1}^M \cos \frac{x_i}{\sqrt{i}} + 1 - 600 \leq x_i \leq 600 \quad (12)$$

该函数为多维函数,由于只有当  $x_i = 0$  时,才取全局最小值  $x_i = 0$ ;而当  $x_i = \pm k\pi \sqrt{i}$  时,均为局部极小值,所以该函数很容易陷入局部收敛,而较难寻优到最优值,而且维数越高,寻优越困难,本文分别对该函数的 10 维及 100 维函数进行了寻优计算。

$$(9) T_d = \sum_{i=1}^{n-1} d(v_i, v_{i+1}) + d(v_i, v_n) \quad (13)$$

这是 TSP 问题,即寻找一条最短的遍历  $n$  个城市的路径. 式中的  $d(v_i, v_{i-1})$  表示城市到城市的距离,在实验中,取  $n=50$ ,即对 50 个城市的 TSP 问题进行寻优计算.

2.2 试验结果及分析

对于上述的式(5)~(12)的测试函数,其参数设置如表 1 所示.

表 1 测试函数的参数设置

函数	最优值	阈值	交叉率	变异率(不带性别)	变异率(带性别)
$f_1$	0.0	0.001	0.8	0.1 或 0.7	雄性个体为 0.7;雌性个体为 0.1
$f_2$	0.0	0.001	0.8	0.1 或 0.7	雄性个体为 0.7;雌性个体为 0.1
$f_3$	-30	-30	0.8	0.1 或 0.7	雄性个体为 0.7;雌性个体为 0.1
$f_4$	0.0	0.0001	0.8	0.1 或 0.7	雄性个体为 0.7;雌性个体为 0.1
Rosenbrock	3905.9	3905.9	0.8	0.1 或 0.7	雄性个体为 0.7;雌性个体为 0.1
$f_6$	1.0	0.999	0.8	0.1 或 0.7	雄性个体为 0.7;雌性个体为 0.1
$f_7$	0.0	0.001	0.8	0.1 或 0.7	雄性个体为 0.7;雌性个体为 0.1
$f_8$ (10 维)	0.0	0.001	0.8	0.1 或 0.7	雄性个体为 0.7;雌性个体为 0.1
$f_8$ (10 维)	0.0	0.0001	0.8	0.1 或 0.7	雄性个体为 0.7;雌性个体为 0.1
$f_8$ (100 维)	0.0	0.001	0.8	0.1 或 0.7	雄性个体为 0.7;雌性个体为 0.1
$f_8$ (100 维)	0.0	0.0001	0.8	0.1 或 0.7	雄性个体为 0.7;雌性个体为 0.1

因为本文所选的测试函数都是一些经典测试函数,前人已经求出它们的全局最优值. 本文正是在这些先验知识的前提下,对每一目标函数设置一个阈值作为其收敛准则,这些阈值就是上述全局最优值(可能还需做一些精度调整). 当种群最大适应度大于该阈值时,则认为该算法达到了全局收敛.

对 8 个函数分别用上述各种方法进行了 100 次

寻优计算,各种编码方法下,各种遗传算法寻优结果的性能比较如表 2 所示. 表中,收敛代数是指对同一目标函数重复做寻优试验(100 次)而得到的进化代数的平均值,收敛时间是指对同一目标函数重复做寻优试验,算法收敛时所需时间的平均值(以秒为单位). 试验中,所用微型计算机为 P IV 处理器,1.7GHz 主频,256M 内存.

表 2 标准遗传算法和基于有性繁殖的遗传算法的性能比较

函数	无性标准遗传算法						基于有性繁殖的遗传算法						
	二进制编码			浮点数编码			二进制编码			浮点数编码			
	变异率	全局收敛率(%)	收敛代数	时间(s)	全局收敛率(%)	收敛代数	时间(s)	全局收敛率(%)	收敛代数	时间(s)	全局收敛率(%)	收敛代数	时间(s)
$f_1$	0.1	100	16.6	0.28	100	9.6	0.14	100	8.9	0.19	100	2.8	0.02
	0.7	100	47.8	0.76	100	6.3	0.08						
$f_2$	0.1	60	8.8	0.11	77	6.4	0.07	100	44.9	0.76	100	4.0	0.04
	0.7	100	131.4	1.70	80	6.8	0.07						
$f_3$	0.1	95	23.6	0.54	100	55.3	1.27	100	4.5	0.17	-	-	-
	0.7	100	30.4	0.73	0	-	-						
$f_4$	0.1	100	158.7	9.20	100	123.8	6.44	-	-	-	100	1.2	0.05
	0.7	100	274.0	15.8	100	69.6	3.62						
Rosenbrock	0.1	66	22.9	0.27	79	63.9	0.83	100	6.0	0.11	-	-	-
	0.7	94	715.0	8.58	56	974.4	12.66						
$f_6$	0.1	4	146.7	1.90	100	72.4	0.87	100	7.8	0.14	99	18.0	0.16
	0.7	95	501.0	6.01	83	33.2	0.39						
$f_7$	0.1	-	-	-	85	26.5	0.34	-	-	-	91	38.3	0.27
	0.7	-	-	-	72	50.2	0.65						
$f_8$ (10 维)	0.1	-	-	-	100	1623	63.3	-	-	-	100	9.7	0.24
	0.7	-	-	-	0	-	-						
$f_8$ (10 维)	0.1	-	-	-	100	2556	99.7	-	-	-	100	16.7	0.42
	0.7	-	-	-	0	-	-						
$f_8$ (100 维)	0.1	-	-	-	100	8129	812	-	-	-	100	9.5	2.01
	0.7	-	-	-	0	-	-						
$f_8$ (100 维)	0.1	-	-	-	100	25516	2551	-	-	-	100	11.3	2.40
	0.7	-	-	-	0	-	-						

从表 2 的试验结果可以看出:

(1) 本文方法对所有函数(除  $f_7$ )都能 100% 找到全局最优解, 具有很强的跳出局部极值的能力, 即不易陷入局部收敛, 即使是对极易陷入局部最优的  $f_8$  函数, 也能很快地达到最优。

(2) 本文方法的收敛速度较快, 即使对于较难收敛的  $f_8$  函数, 也能迅速地达到全局收敛, 计算量明显少于无性别区分的遗传算法。

(3) 本文方法虽然多了一项显性操作, 但由于算法的良好性能, 使算法全局收敛所需时间却大大少于无性别区分的遗传算法所需的时间。

表 3 是在不同参数下, 用本文方法进行函数优化计算的结果对比, 从表 3 的试验结果可以看出, 对于这些典型测试函数, 在不同的雄、雌性个体变异率下, 本文算法收敛的效果都较好。这说明, 在不同的

雄、雌性个体变异率下进行函数优化时, 本文算法的鲁棒性较强。

求解 TSP 问题时, 群体规模为 80, 交叉率为 0.8, 而本文方法中, 雄性个体变异率为 0.7, 雌性个体变异率为 0.1, 但基本遗传算法, 多群体遗传算法及基于有性繁殖的遗传算法 3 种算法都用符号编码方法、部分匹配交叉操作以及多次对换变异操作。图 3 显示了 3 种遗传算法求解 TSP 问题时的进化过程。图 3 纵轴为最短巡回路线长度, 横轴为进化时间。从图 3 可以看出, 本文方法比基本遗传算法的效果好很多, 即使同多群体遗传算法相比, 效果也要好一些。图 4 显示的是, 本文方法在求解 TSP 问题时, 不同雄性个体变异率  $m_2$  和雌性个体变异率  $m_1$  下的结果对比, 由图 4 可见, 在各种雄性个体和雌性个体的变异率下, 本文方法求解 TSP 问题时, 鲁棒性也很强。

表 3 不同参数下, 本文方法进行函数优化的计算结果对比

函数	不同参数														
	雄性变异率 0.8 雌性变异率 0.05			雄性变异率 0.9 雌性变异率 0.15			雄性变异率 0.95 雌性变异率 0.05			雄性变异率 0.8 雌性变异率 0.1			雄性变异率 0.9 雌性变异率 0.1		
	全局收 效率(%)	收敛 代数	时间 (s)	全局收 效率(%)	收敛 代数	时间 (s)	全局收 效率(%)	收敛 代数	时间 (s)	全局收 效率(%)	收敛 代数	时间 (s)	全局收 效率(%)	收敛 代数	时间 (s)
$f_1$	100	3.0	0.03	100	3.2	0.03	100	3.2	0.03	100	2.7	0.02	100	3.0	0.04
$f_2$	100	8.2	0.08	100	5.5	0.06	100	6.0	0.05	100	12.6	0.11	100	6.4	0.06
$f_4$	100	1.2	0.06	100	1.2	0.06	100	1.2	0.08	100	1.2	0.06	100	1.3	0.08
$f_6$	99	28.5	0.26	100	42.2	0.42	100	52.7	0.47	98	34.7	0.31	100	47.4	0.47
$f_k$ (10 维)	100	11.6	0.30	100	17.5	0.46	100	24.1	0.65	100	13.0	0.34	100	17.9	0.47
$f_8$ (10 维)	100	14.8	0.39	100	22.2	0.58	100	44.8	1.21	100	15.8	0.41	100	29.7	0.77
$f_8$ (100 维)	100	10.7	2.35	100	19.1	4.16	99	16.4	3.59	100	10.5	2.30	99	15.1	3.28
$f_8$ (100 维)	100	13.3	2.91	95	22.1	4.83	96	29.6	6.49	98	13.5	2.96	94	18.6	4.05

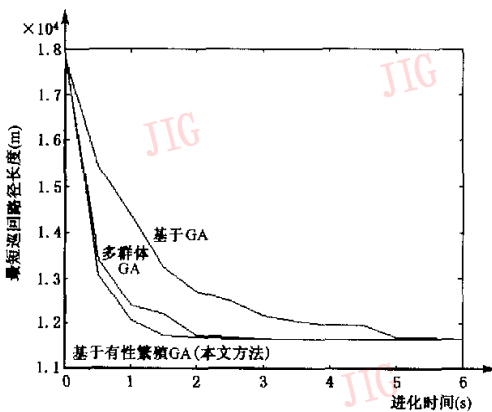


图 3 3 种遗传算法求解 TSP 问题的结果对比

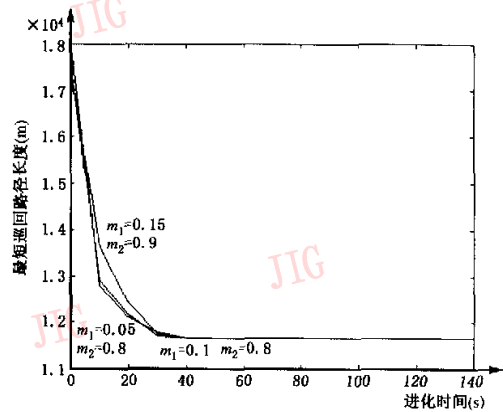


图 4 变异率不同时, 本文方法求解 TSP 问题的结果对比

### 3 讨 论

函数最优化技术在航空、航天等众多领域都有巨大的应用价值。鉴于现实应用中广泛存在高维、多峰、非线性、非凸以及没有数学模型的函数最优化等问题,且传统技术常常无能为力,而遗传算法虽提供了一条解决复杂优化问题的新途径,但标准遗传算法(SGA)对有的复杂多模函数的寻优效率不高,又易出现早熟收敛,收敛速度较慢等问题,因此,为了克服遗传算法中的早熟收敛问题,本文借鉴自然界中常见的有性繁殖及社会分工现象,将性别与二倍体编码方法相结合,提出了基于有性繁殖的遗传算法。该方法利用雄性个体的强全局搜索能力来增加群体多样性,并利用雌性个体的强局部寻优能力来加快收敛速度(在进化过程中还可根据情况进行“优秀个体的变性”,以加快收敛速度)。该方法具有较强的跳出局部收敛的能力,且收敛速度较快。通过对一系列典型函数以及 TSP 问题的测试,也证明了该方法的有效性。

#### 参 考 文 献

- McDonnell J R. Evolving recurrent perceptrons for time-series modeling[J]. IEEE Transactions On Neural Networks, 1994, 5(1):24~38.
- Nicol N Schraudolph, Richard K B. Dynamic parameter Encoding for Genetic Algorithms[J]. Machine Learning, 1992, 6(1):1~8.
- Fogel B D. An introduction to simulated evolutionary optimization[J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 1994, 5(1):4~14.
- 章珂,刘贵忠. 交叉位置非等概率选取的遗传算法[J]. 信息与控制, 1997, 26(1):53~60.
- 任庆生,曾进. 自交叉算子[J]. 控制理论与应用, 2001, 18(4):526~528.
- 李大卫,王梦光. 一种改进的混合遗传算法[J]. 信息与控制, 1997, 26(6):451~454.
- 吴志远,邵惠鹤,吴新余. 遗传退火进化方法[J]. 上海交通大学学报, 1997, 31(2):69~71.
- 王宏刚,曾建潮. 基于 Metropolis 判别准则的遗传算法[J]. 控制与决策, 1998, 13(2):181~184.
- 周春光,周国芹. 一种克服遗传算法收敛于局部极小的方法[J]. 小型微型计算机系统, 1997, 18(3):46~49.
- 郝翔,李人厚. 使用于复杂函数优化的多群体遗传算法[J]. 控制与决策, 1998, 13(3):263~266.
- Joanna Lis, A E Eiben. A Multi-sexual genetic algorithm for multiobjective optimization [J]. IEEE Transactions on Evolutionary Computation, 1997, 1(2):59~64.
- Kuo T, Hwang S Y. A genetic algorithm with disruptive selection [J]. IEEE Transactions on System Man, and Cybernetics, 1996, 26(2):299~306.
- 周明,孙树栋. 遗传算法原理及应用[M]. 北京:国防工业出版社, 2000.
- 陈国良,王煦法,庄镇泉,王东生. 遗传算法及其应用[M]. 北京:人民邮电出版社, 1999.
- 张莉芬,黎明,周琳霞. 二进制与浮点数混合编码遗传算法[J]. 南昌航空工业学院学报(自然科学版), 2001, 15(2):27~30.



黎明 1965年生,博士、教授。主要从事图象处理、模式识别、神经网络和遗传算法等方面的研究工作。

熊晓峰 1977年生,现为南昌航空工业学院硕士研究生。研究方向为遗传算法、图象处理等。

马 聪 1974年生,现为南昌航空工业学院硕士研究生。研究方向为遗传算法、图象处理等。