

文章编号: 1001-0920(2002)05-0579-04

# 一种改进的遗传算法 Scatter GA

关志华, 寇纪淞, 李敏强  
(天津大学 系统工程研究所, 天津 300072)

**摘要:** 介绍一种改进的扩散式遗传算法 Scatter GA (ScGA)。在原简单遗传算法 Simple GA (SGA) 的基础上进行局部改进, 采用更接近问题实际的实数编码方式, 增加了第 2 个变异算子, 取消了选择算子。使用改进的算法对 4 个典型函数进行计算, 并与 SGA, micro GA (mGA), Steady State GA (SSGA) 的结果进行比较, 可以看出, 改进算法在收敛速度和精度上均优于其它同类算法。

**关键词:** 简单遗传算法; mGA; SSGA; ScGA

中图分类号: TP 18      文献标识码: A

## Scatter GA—An improved genetic algorithm

GUAN Zhi-hua, KOU Ji-song, LI Min-qiang

(Institute of Systems Engineering, Tianjin University, Tianjin 300072, China)

**Abstract:** An improved genetic algorithm—Scatter GA (ScGA) is introduced. Some local improvement is made on the basis of the simple GA. In this new algorithm the real code is used which is more suitable for practical problems. The second mutation operator is adopted, and the selecting operator is eliminated. With four classical problems the ScGA is compared with the simple GA, micro GA and the Steady State GA, which shows that the ScGA is better than the other methods in the speed of convergence and the accuracy.

**Key words:** simple genetic algorithm; mGA; SSGA; ScGA

## 1 引言

所有优化算法(包括遗传算法)的目的都是为了实现问题求解的准确性(能搜索到全局最优解)、鲁棒性(算法具有可重复操作性)、效率(优化的代价(函数评价次数)要尽可能小)和实用性(算法能处理多种不同类型的问题)。这些特点代表了一种优秀优化算法的特性。

遗传算法(GA)是由 Holland<sup>[1]</sup> 根据生物进化理论提出的一种基于群体搜索的优化算法, 通过选择、

复制等遗传算子的共同作用, 使群体不断进化, 最终收敛于优化解。大部分遗传算法<sup>[2]</sup> 都使用选择和交叉作为主要算子, 而将变异算子作为第 2 位的算子。以前的大量工作都集中在研究算子的使用机制和算子本身的改进上, 还有一部分是研究染色体表达的。简单遗传算法(SGA)的基本实现步骤为:

- 1) 根据设定的参数确定编码方式、产生初始种群、确定选择、交叉、变异的方法和交叉、变异的概率;
- 2) 对种群中的个体进行适应度评估;

收稿日期: 2001-06-29; 修回日期: 2001-09-17

基金项目: 国家自然科学基金项目(69974026)

作者简介: 关志华(1971—), 男, 湖南湘乡人, 博士生, 从事进化计算及其应用研究; 寇纪淞(1947—), 男, 上海人, 副校长, 教授, 博士生导师, 从事管理科学、系统决策和计算机工程等研究。

3) 用 3 个遗传算子(选择、交叉、变异)对当前种群个体进行繁殖,产生新个体;

4) 若达到预设的终止准则(计算精度或最大进化代数等),则进化终止;否则转 2)。

然而,在实际优化过程中,遗传算法存在早熟收敛、计算效率受遗传参数选择影响较大、经常收敛到局部最优解等问题。针对这些问题,人们提出了许多改进策略,文献[3]将爬山法与遗传算法相结合,用爬山法进行局部搜索,作为对遗传算法局部搜索能力的补充;文献[4]结合模拟退火的思想,利用各种生存策略改进遗传算法中的按比例选择方法,并通过模拟退火进一步调整优化解;文献[5]对原算法的编码方式进行了改进,提出整数编码、浮点编码等编码方式,并证明了浮点编码方式在大部分实际问题领域优于二进制编码;文献[1,5,6]主要针对选择方法、交叉方法、变异方法等遗传算子提出了具体的改进策略,包括联赛选择、排序选择方法,两点交叉、多点交叉、均匀交叉、非均匀交叉,均匀变异、非均匀变异等改进的遗传算子;文献[7]提出了基于小种群的 micro GA,并将其应用于实际例子中,取得了较好的结果。所有这些改进方法中,文献[1,2]属于对算法本身的改进,其它改进方法是对原有算子的改进。本文提出一种基于使优良个体的优良基因在整个种群中扩散的 ScGA,该算法既对算法进行了改进,又兼顾到了对算子的改进。

## 2 ScGA 算法描述

我们在对经典算法<sup>[2]</sup>进行研究的基础上,对其算法流程、编码方式、交叉、变异算子进行了改进,得到了一种基于优良基因扩散的遗传算法 ScGA。

### 2.1 算法描述

- 1) 随机产生一个包含  $N$  个个体的初始种群;
- 2) 对初始种群进行适应度评价;
- 3) 找到最优个体,将其保存在种群的第  $N + 1$  位;
- 4) 从前  $N$  个个体中顺序地取一个个体;如果它与第  $N + 1$  位的个体的变量空间的距离或适应度空间的距离大于一给定值,则进行交叉操作,以子代个体中适应度值较高的一个个体代替顺序取出的个体;否则,对顺序取出的个体以一个给定的概率进行变异(第 1 变异算子);
- 5) 反复执行 4),直到  $N$  个个体全部取到;
- 6) 对整个种群以一个较小的概率进行变异(第

2 变异算子);

7) 对新种群进行适应度评价,找到最优个体,如果新最优个体优于原第  $N + 1$  位个体,则替换;否则,保留原个体;

8) 反复执行 4) ~ 7),直到满足终止准则。

### 2.2 算法的特点

1) 由于二进制编码和解码会带来精度和效率问题,因而,本文提出的算法采用浮点编码。

2) 交叉只在个体之间的适应度空间距离或变量空间的距离大于一给定值时进行,这可以保证种群的多样性,防止早熟收敛。交叉操作采用算术交叉方式,其方法为

$$\begin{cases} x_1 = \alpha \cdot x_1 + (1 - \alpha) \cdot x_2 \\ x_2 = \alpha \cdot x_2 + (1 - \alpha) \cdot x_1 \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $\alpha$  为 0 ~ 1 之间的随机数,  $x_1$  和  $x_2$  为算术交叉父代个体向量,  $x_1$  和  $x_2$  为算术交叉子代个体向量。另外,算法规定只对那些适应度空间或变量空间的距离大于给定值的个体进行交叉,变量空间内的距离定义为

$$d = \sqrt{\sum_{i=1}^n (x_1^i - x_2^i)^2} \quad (2)$$

其中,  $x_1^i$  和  $x_2^i$  分别表示个体  $x_1$  和  $x_2$  的基因值;适应度空间距离定义为适应度值之差

$$d = f(x_1) - f(x_2) \quad (3)$$

其中,  $f$  为适应度函数,  $x_1$  和  $x_2$  为个体向量。这样便可避免对变量空间或适应度空间中相邻的个体进行交叉。其作用类似于交叉限制和小生境机制的作用,可以维持种群的多样性,使搜索更有可能接近全局最优值。

3) 用每代的最优个体和种群中的所有个体进行交叉,使最优个体的优良基因在种群内迅速扩散。这种交叉方式符合生物学领域内良种繁殖理论,它能保证最优个体的最优基因得到保留,并在整个种群中得以继承。

4) 采用第 1 个变异算子的目的在于,当两个个体的距离太近时,交叉算子所能产生的作用会减弱,而这时采用对 1 个个体变异,可以使得算法在最优个体的邻域内作更进一步的精确搜索。

5) 采用第 2 个变异算子的目的在于,处理大搜索空间时,为使算法跳出局部最优解而对种群加一个较小的扰动。单纯地采用一个微小的变异算子,可能无法保证算法跳出局部最优解,尤其当局部最优解是当前精英个体时,其基因会迅速遍布整个种群,而使种群收敛于这个局部最优解。适当控制第 2

个变异概率,可以在算法趋于收敛时对其加以扰动,这种方法在处理多峰、多维、大搜索空间时很有效。因此,采用第 1 个变异算子可以在当前最优解附近的局部范围内进行“求精”的搜索;采用第 2 个变异算子可以在整个搜索空间内作“求泛”的搜索,从而保证算法能收敛到全局最优解。

6) 将每代的最优个体保存在种群中的第  $N + 1$  位,相当于精英保留策略。

7) 没有选择算子,算法自动保持一个稳定的种群。

### 3 实验测试函数

#### 函数 1

$$\min f(x) = \sum_{i=1}^3 x_i^2, \quad x_i \in [-3, 3] \quad (4)$$

#### 函数 2

$$\min f(x) = -\sum_{i=1}^d (\sin(x_i) + \sin(\frac{2}{3}x_i))$$

$$x_i \in [3, 13], \quad d = 10 \quad (5)$$

#### 函数 3

$$\min f(x_1, x_2) = (x_1^2 + x_2^2 - 11)^2 + (x_1 + x_2^2 - 7)^2$$

$$x_i \in [-10, 10] \quad (6)$$

#### 函数 4 Linear Quadratic Regulator(LQR)

$$\begin{cases} \dot{X} = AX + BU \\ X = [\beta \ r \ p \ \Phi \ \Psi]^T \\ U = [\delta_1, \delta_2]^T \end{cases} \quad (7)$$

$$\begin{bmatrix} \delta_1 \\ \delta_2 \end{bmatrix} = - \begin{bmatrix} k_{11} & k_{12} & k_{13} & k_{14} & k_{15} \\ k_{21} & k_{22} & k_{23} & k_{24} & k_{25} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \beta \\ r \\ p \\ \Phi \\ \Psi \end{bmatrix} \quad (8)$$

$$\min J(u) = \lim_{t \rightarrow \infty} \frac{1}{2} \int_0^t [\delta_1^2 + \delta_2^2 + (\beta + \Psi^2) + \Phi^2] dt \quad (9)$$

#### 适应度函数

$$F(K_{ij}) = \sum_{i=1}^3 \frac{1}{2} \sum_{j=0}^{60} [\delta_1^2 + \delta_2^2 + (\beta + \Psi) + \Phi^2] dt \quad (10)$$

#### 3.1 函数分析

函数 1 是一个经典的遗传算法优化函数,从其二维图像(图 1)可以看出,它是一个简单的单峰函数。对于遗传算法而言,函数 1 的优化是很简单的,它对于种群规模的大小是不敏感的。函数 2 是一个

10 维多峰函数,从其二维图像(图 2)可以看出,函数共有 4 个不等高的峰,对于搜索能力不强的算法而言,很容易收敛到次优解,同时由于维数大、搜索空间范围大,这为遗传搜索带来了一定的难度。函数 3 在空间  $[-10, 10]$  中,极值区域显得比较平坦(图

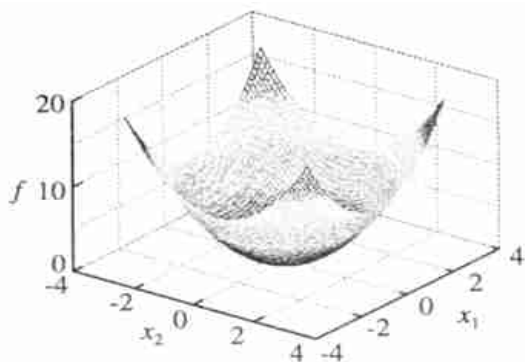


图 1 函数 1(二维情况)

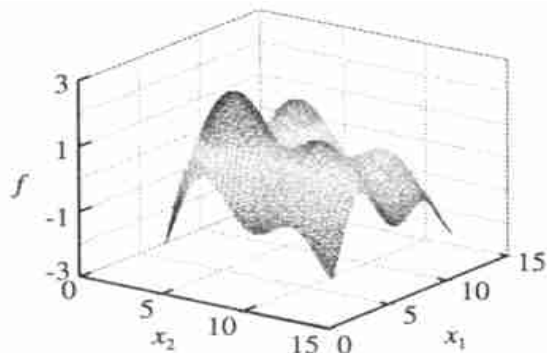


图 2 函数 2(二维情况)

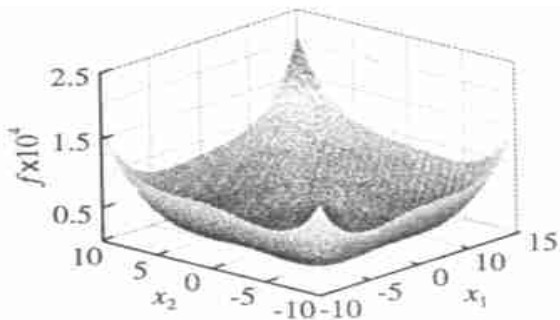


图 3 函数 3在  $[-10, 10]$  的图像

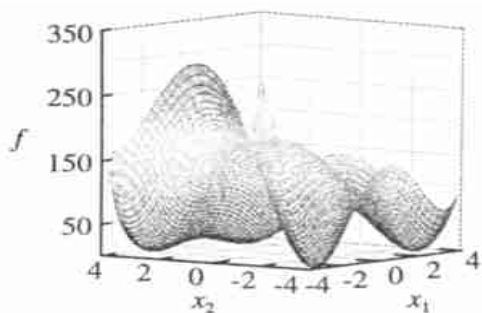


图 4 函数 3在  $[-4, 4]$  的图像

3), 但将其局部放大后, 在  $[-4, 4]$  的图像(图 4) 中可以看出, 它是一个多峰函数(局部有 4 个等高峰), 而且分布不均匀, 因而函数 3 对遗传算法也有一定的难度。函数 4 是大维数、多变量的典型函数, 它来源于控制优化领域。函数 2 ~ 4 都是大维数、多模态的函数, 它们对种群规模的大小是很敏感的, 根据文献[5] 的论述, 种群规模在 70 左右时对于大部分 GAs 是一个较为合理的选择。增大种群规模会增大计算量, 使效率降低, 而对提高算法的精度却不明显。

### 3.2 实验测试结果

为检验算法的效率, 我们选用较小的种群规模, 在同样情况下, 对 4 个函数用 4 种算法分别进行 10 次试算, 取其中最好的作为实算结果。

实算时, SGA 采用实数编码, 精度要求为  $10^{-6}$ , 种群规模为 30; 联赛选择方式, 联赛规模为 2; 算术交叉, 交叉概率为 0.77; 均匀变异, 变异概率为 0.0077。

mGA 采用实数编码, 精度要求为  $10^{-6}$ , 种群规模为  $5^{[7]}$ ; 联赛选择方式, 联赛规模为 2; 算法交叉, 交叉概率为 0.77; 均匀变异, 变异概率为 0; 内循环代数 5。

SSGA 采用实数编码, 精度要求为  $10^{-6}$ , 种群规模为 30; 联赛选择方式, 联赛规模为 2; 算法交叉, 交叉概率为 0.77; 均匀变异, 变异概率为 0.0077。

ScGA 采用实数编码, 精度要求为  $10^{-6}$ , 种群规模为 30; 算法交叉, 交叉概率为 0.77; 均匀变异, 第 1 变异概率为 0.003, 第 2 变异概率为 0.001。

从表 1 ~ 表 4 可以看出, 本文算法可以以一个较小的种群、较少的进化代数获得比其它 3 种算法更好的结果。无论最佳值还是平均值都能获得较为令人满意的结果, 而且 ScGA 的最终种群的标准偏差小于其它类比算法, 这表明 ScGA 具有比其它算法更好的收敛性以及收敛于全局最优解的收敛速度。mGA 收敛到最优解的进化代数大大多于其它算法, 其主要原因是由于 mGA 种群规模较小, 与我们定义的遗传参数类比, mGA 的进化代数均大于其它大种群算法。但从收敛所占用的 CPU 时间考察, 由于 mGA 每代的计算量较小, 所以它的收敛速度基本与其它类比算法相当。函数 4 计算较复杂, 计算量很大, 所以我们取固定的进化代数 30 代。对 4 种算法的结果进行比较, 显然在固定代数的进化过程后, 本文算法得到的最优解和平均值均优于其它 3 种算法。本文算法的搜索效率、准确性、可靠性、实用性和

稳定性均优于其它类比算法。最佳值表示了算法的准确性, 而平均值则表示了算法收敛于最优解时种群的波动性, 可见 ScGA 是一种高效而稳定的优化算法。

表 1 函数 1 计算结果

算法	收敛到最优解的代数	最佳适应度值	平均适应度值
SGA	95	$2.58 e - 005$	$2.58 e - 005$
mGA	1 042	0.000 481 17	0.000 481 17
SSGA	87	$2.58 e - 005$	$2.58 e - 005$
ScGA	64	$2.58 e - 005$	$2.58 e - 005$

表 2 函数 2 计算结果

算法	收敛到最优解的代数	最佳适应度值	平均适应度值
SGA	165	- 11.019 9	- 10.785 4
mGA	2 839	- 10.472 3	- 10.472 3
SSGA	243	- 10.790 7	- 10.696 1
ScGA	84	- 11.068 8	- 10.886 1

表 3 函数 3 计算结果

算法	收敛到最优解的代数	最佳适应度值	平均适应度值
SGA	102	0.016 531	0.096 357
mGA	920	0.000 919 77	0.000 919 77
SSGA	87	0.001 849 2	0.001 876 4
ScGA	55	- 0.000 79	- 0.005 030 8

表 4 函数 4 计算结果

算法	进化代数	最佳适应度值	平均适应度值
SGA	30	8.907 4	8.953 1
mGA	30	9.452 1	9.455 1
SSGA	30	8.929 1	9.932 5
ScGA	30	8.887 2	8.896 9

## 4 结 论

本文提出了一种在原有 SGA 基础上改进的遗传算法, 并对算法进行了试算。由试算结果可以看出, 本文算法在所采用的试例函数上都取得了较好的结果。显然本算法具有一定的适用性。但对其它类型问题是否可以得出同样的结果, 尚有待于进一步验证, 而且, ScGA 的很多地方还有待于进一步改进。下一步, 我们准备采用格雷码的编码方式, 利用其它类型的交叉、变异算子, 以期获得更好的效果。

(下转第 634 页)

的模糊控制器提供理论依据。

### 参考文献(References):

- [1] Braae M, Rutherford D A. Theoretical and linguistics aspects of the fuzzy logic controller[J]. *Automatic*, 1979, 15(1): 15-30.
- [2] Kiszka J B, Gupta M M, Nikiforuk P N. Energetic stability of fuzzy dynamic systems[J]. *IEEE Trans on*

*Systems, Man & Cybernetics*, 1985, 15(6): 783-792.

- [3] 诸静. 模糊控制原理与应用[M]. 北京: 机械工业出版社, 1995. 194-220.
- [4] 冯纯伯, 费树岷. 非线性控制系统分析与设计[M]. 北京: 电子工业出版社, 1998. 72-79.
- [5] Jian-Xin Xu, Chang-Chieh Hang, Chen Liu. Parallel structure and tuning of a fuzzy PID controller[J]. *Automatic*, 2000, 36(5): 673-684.

(上接第 582 页)

### 参考文献(References):

- [1] Holland J. *Adaptation in Nature and Artificial Systems* [M]. Michigan: The University of Michigan Press, 1975.
- [2] Davis L. *The Handbook of Genetic Algorithms* [M]. New York: Van Nostrand Reingold, 1991.
- [3] Bersini H, Renders B. Hybridizing genetic algorithms with hill climbing methods for global optimization: Two possible ways [A]. 1994 *IEEE Int Symposium Evolutionary Computation*[C]. Orlando, 1994. 312-317.
- [4] Corana A, Marchesi M, Martini C, et al. Minimizing multimodal functions of continuous variables with the simulated annealing algorithm [J]. *ACM Trans on*

*Mathematical Software*, 1987, 13(3): 262-280.

- [5] Michalewicz Z. *Genetic Algorithms + Data Structures = Evolution Programs* [M]. New York: Springer-Verlag, 1994.
- [6] Houck C, Joines J, Kay M. The effective use of local improvement procedures in conjunction with genetic algorithms [R]. North Carolina: North Carolina State University, 1995.
- [7] E G Johnson, M A G Abushagur. Micro-genetic algorithm optimization methods applied to dielectric gratings [J]. *J of the Optical Society of America*, 1995, 12(5): 1152-1160.

(上接第 628 页)

- [6] Z Michalewicz, M Schoenauer. Evolutionary algorithms for constrained parameter optimization problems [J]. *Evolutionary Computation*, 1996, 4(1): 1-32.
- [7] M Sakava, K Yauchi. Coevolutionary genetic algorithms for nonconvex nonlinear programming problems: Revised GENOCOP [J]. *Cybernetic and Systems*, 1998, 29(8): 885-899.
- [8] D Whitley. The GENITOR algorithm and selective pressure: Why rank-based allocation of reproductive

trials is best [A]. *Proc 3rd ICGA* [C]. Morgan Kaufman, 1989.

- [9] A Wright. Genetic algorithms for real parameter optimization [A]. *Foundations of Genetic Algorithms* [C]. Morgan Kaufman, 1991. 205-218.
- [10] T Kuo, S-Y Hwang. Using disruptive selection to maintain diversity in genetic algorithms [J]. *Applied Intelligence*, 1997, 7(3): 257-267.

(上接第 630 页)

### 参考文献(References):

- [1] 吴敏, 桂卫华. 现代鲁棒控制[M]. 长沙: 中南工业大学出版社, 1998.
- [2] 黄小原, 钟麦英. 辽宁省宏观经济模型及其H控制[J]. 控制理论与应用, 2000, 17(5): 781-783.  
(Huang Xiao-yuan, Zhong Mai-ying. Macroeconomic model of Liaoning province and its H control[J]. *The Theory and Application of Control*, 2000, 17(5): 781-783.)

- [3] 肖冬荣. 系统控制论[M]. 武汉: 武汉工业大学出版社, 1995.
- [4] Cararani P. H criteria for macroeconomic policy evaluation [J]. *Economic Dynamics and Control*, 1995, 19(5-7): 961-984.
- [5] 张金水. 经济控制论[M]. 北京: 清华大学出版社, 1999.
- [6] 薛定宇. 反馈控制系统设计与分析——MATLAB 语言应用[M]. 北京: 清华大学出版社, 2000.