

# 改进的混沌遗传算法及其应用

胡彬, 杨景曙, 王粒宾

(解放军电子工程学院 702 实验室, 合肥 230037)

**摘要:** 针对多目标干扰多参数波形优化设计问题中需考虑参数过多、高维等问题, 给出一种基于实数编码的改进混沌遗传算法。引入 An 混沌随机数生成器以提高混沌序列的均匀性和随机性, 提出将遗传操作中交叉得到的优秀个体与新群体竞争, 提高收敛速度。改进后, 混沌遗传算法的收敛性和全局搜索能力都有所提高, 通过仿真证明了该算法的有效性和正确性。

**关键词:** 多目标干扰; 混沌遗传算法; 混沌随机数生成器

## Improved Chaos Genetic Algorithm and Its Application

HU Bin, YANG Jing-shu, WANG Li-bin

(702 Laboratory, PLA Electronic Engineering Institute, Hefei 230037)

**【Abstract】** To solve the problem of multi-parameter waveform optimization during multipurpose jamming, a chaos genetic algorithm based on real-encoded is presented. In order to enhance the uniformity and randomization of chaos sequence, an chaotic random number generator is used in this algorithm for the first time. By competing excellent individuals obtained from crossover with new populations, the convergence speed is quickened. The modified chaotic genetic algorithm improves the convergence and search capability compared with normal genetic algorithm. The availability and validity of this method is verified through simulations.

**【Key words】** multipurpose jamming; chaos genetic algorithm; chaotic random number generator

### 1 概述

由于遗传算法本身的局限, 其收敛速度慢、易陷入局部极值点的问题引起越来越多的关注。近年来很多研究者利用其他智能优化算法的优势弥补遗传算法的不足, 使遗传算法运行的效率和质量都得到有效提高。

混沌系统具有对初始条件敏感、生成序列随机性好等特点<sup>[1]</sup>, 近年来许多学者将混沌系统应用到遗传算法中, 大大提高了遗传算法的寻优能力<sup>[2-3]</sup>。但是, 目前在遗传算法中, 应用较多的 Logistic 混沌映射随机序列的均匀性较差, 影响算法的收敛效率和收敛精度的提高。

本文对混沌系统和遗传操作进行优化改进, 以提高算法的效率和质量。

### 2 混沌随机数生成器

普通遗传算法在进化过程中采用的是完全随机的搜索方法, 而从遗传学的角度来说, 随机是由系统内部决定的<sup>[2]</sup>, 具有隐含确定性, 与完全随机并不相同。混沌是自然界中非线性确定系统的一种内在随机过程的表现<sup>[1]</sup>, 其所具有的随机性与确定性并存的模式更接近生物进化模式。

其他研究者常将 Logistic 混沌映射引入遗传算法中。Logistic 映射为  $x_{n+1} = \mu x_n(1-x_n)$ ,  $n=0, 1, \dots, k$ , 其中  $\mu$  为控制参量, 当  $\mu=4$  时, Logistic 映射在  $U(0,1)$  满区间内非稳定运动, 迭代得到的数列具有伪随机性。在遗传算法中, 对解分布未知的问题, 初始种群需要尽可能地均匀分布在多维空间中, 对生成种群的均匀性要求较高。文献[4]证明了 Logistic 映射生成的序列分布在边界点较多, 在内部较分散。这种分布可以体现某些问题的解域的情况, 但对大部分高维优化问题, 尤其是全局最优的位置未知的情况, 均匀分布更具有普遍意义。

本文使用的初始种群随机数生成器是 An 提出的混沌映射随机数生成器。其递推公式为

$$y_{i+1} = \begin{cases} \frac{3}{2}y_i + \frac{1}{4} & 0 \leq y_i < \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2}y_i - \frac{1}{4} & \frac{1}{2} \leq y_i < 1 \end{cases} \quad (i=0, 1, \dots) \quad (1)$$

An 证明其递推公式可产生周期为无穷的序列, 并给出经验的极限分布, 分布函数为

$$\{\beta\} = F(y) = \frac{\ln\left(y + \frac{1}{2}\right) + \ln 2}{\ln 3} \quad (2)$$

由式(2)得到的随机数列可看作是  $U(0,1)$  均匀分布的随机数列。

为验证 An 混沌映射生成的序列在随机性上优于 Logistic 映射, 引用随机数参数检验法<sup>[5]</sup>, 检验的参数包括检验随机序列随机性的一阶矩、二阶矩、方差和检验随机序列均匀性的频度检验、柯氏检验。测试的随机数生成方法包括: Logistic 混沌映射, An 混沌映射和素模数线性乘法。测试时每种方法随机生成 10 000 个随机数, 测试结果如表 1 所示。

表 1 随机数特性检验

方法	一阶矩	二阶矩	方差	频度检验	柯氏检验
An 映射	0.500 2	0.333 0	0.083 3	10.18	0.007 0
Logistic 映射	0.499 7	0.375 1	0.124 9	14 760	0.106 7
素模数线性乘法	0.497 0	0.331 2	0.084 1	96.16	0.009 2

由表 1 可以看出, 在 5 个特性参数的测试上, An 混沌映射都要优于 Logistic 映射和素模数线性乘法。

**作者简介:** 胡彬(1983-), 男, 硕士研究生, 主研方向: 智能优化算法; 杨景曙, 高级工程师、博士; 王粒宾, 硕士研究生

**收稿日期:** 2009-10-25 **E-mail:** benbenzo@gmail.com

### 3 改进的混沌遗传算法

考虑形如式(3)的全局数值优化问题:

$$\min f(x) = f(x_1, x_2, \dots, x_n), \quad \text{subject to } x_i^{\min} \leq x_i \leq x_i^{\max} \quad (3)$$

其中,  $n$  为变量个数;  $x_i^{\min}$ ,  $x_i^{\max}$  是  $x_i$  的上界和下界。本文采用实数编码的遗传算法, 从算法整体角度入手对遗传算法加以改进。

#### 3.1 混沌随机数序列产生初始种群

本文使用 An 混沌映射生成的随机数作为遗传算法的初始种群。首先利用混沌系统对初值敏感的特点, 给式(2)赋  $n$  个  $U(0,1)$ 范围内的初值, 迭代生成的  $n$  个序列可得到  $M$  个混沌变量, 将  $M$  个混沌变量映射到相应优化空间中得到初始种群。

#### 3.2 竞争择优线性重组算子

本文采用多子代竞争的思想, 一对父代经过交叉重组生成 4 个子代个体, 4 个子代个体之间进行竞争得到下一代的 2 个个体。本文使用线性交叉重组算法, 引入突变因子  $\Delta$ , 将重组的范围细分为 20 份, 即  $\Delta \in \{1/20, 2/20, \dots, 1\}$  随机选择突变范围。设父代个体  $a_s = \{x_1^s, x_2^s, \dots, x_n^s\}$ ,  $a_t = \{x_1^t, x_2^t, \dots, x_n^t\}$  生成 4 个个体为

$$\begin{aligned} b_1 &= a_s + (\pm 1)\Delta_1 \cdot \frac{a_s - a_t}{\|a_s - a_t\|} \cdot rang_1 \\ b_2 &= a_t + (\pm 1)\Delta_1 \cdot \frac{a_s - a_t}{\|a_s - a_t\|} \cdot rang_1 \\ b_3 &= a_s + (\pm 1)\Delta_2 \cdot \frac{a_s - a_t}{\|a_s - a_t\|} \cdot rang_2 \\ b_4 &= a_t + (\pm 1)\Delta_2 \cdot \frac{a_s - a_t}{\|a_s - a_t\|} \cdot rang_2 \end{aligned} \quad (4)$$

其中,  $rang$  为一个随机值,  $rang \in [x_{\min}, x_{\max}]$ 。该算法生成的 4 个个体能够遍历整个参数域。

#### 3.3 自适应压缩概率变异算子

针对遗传算法局部搜索能力差的特点, 对变异概率做自适应处理: 进化前期为保持种群多样性, 变异概率较大; 进化后期减小变异概率, 提高算法局部微调功能。将变异概率  $p_m$  构造为随进化代数变化的函数, 设  $T$  为最大进化代数,  $\tau$  为当前代数, 则变异概率为  $p_m(\tau) = 1 - a \cdot r^{[1-(\tau/T)]^b}$ 。其中,  $b$  取值为 2;  $r \in [0, 1]$ 。从上式中可看出, 对于较小的  $r$  值, 在进化初期, 变异概率  $p_m \approx 1$ , 此时变异空间较大; 而在进化后期  $p_m \approx 0$ , 种群在小范围空间内进行局部搜索。

#### 3.4 交叉、变异竞争策略

在标准遗传算法中遗传操作的顺序是: 选择→交叉→变异, 这种在交叉之后进行变异的方法可能会将交叉产生的优秀个体破坏, 影响整个进化的收敛速度。针对这种情况有很多学者进行了研究<sup>[6]</sup>, 但仍然存在问题。

本文提出将交叉后得到的种群、变异后得到的种群以及上一代种群相互竞争, 保留最优秀的个体进入下一代。并在选择中引入代沟策略, 每次仅对上一代种群中的一部分个体进行交叉变异操作, 如图 1 所示。该算法能够充分利用遗传操作, 加快收敛速度, 并且更符合生物进化规律, 具体改进混沌遗传算法的流程如下: (1)确定算法的参数值: 种群规模  $M$ , 代沟  $Gap$ , 最大遗传代数  $T$ , 交叉概率  $p_c$ , 变异概率  $p_m$  等。(2)为 An 随机数发生器赋  $n$  个随机初值, 由迭代公式生成的  $n$  个随机数序列组成初始种群, 并计算其适应值。(3)按照设定的代沟对种群进行选择。(4)进行改进后的交叉、变异

操作。(5)将变异后得到的种群、交叉后得到的种群和原始种群竞争, 得到新种群。(6)计算新种群个体适应值。(7)若遗传计算达到所允许的最大代数  $T$ , 迭代结束, 否则转向步骤(3), 继续进化。

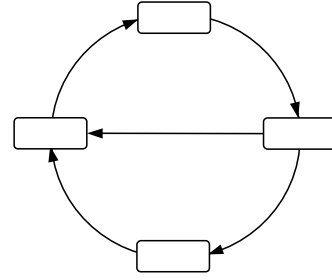


图 1 改进的遗传操作

### 4 算法仿真测试

本文使用经典函数对算法进行测试。对算法考察的性能包括收敛到全局最优解的次数, 以及最优解的平均值。采用经典测试函数进行测试:

F1(Schaffer 函数 F7):

$$\begin{cases} f_7(x_1, x_2) = (x_1^2 + x_2^2)^{0.25} \left[ \sin^2 \left( 50(x_1^2 + x_2^2)^{0.1} \right) + 1.0 \right] \\ -100 \leq x_i \leq 100 \quad (i=1, 2) \end{cases} \quad (5)$$

F1 是二维函数, 在其定义域内只有一个全局极小点  $f_7(0,0)=0$ 。

F2(Shubert 函数):

$$\begin{cases} f(x_1, x_2) = \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x_1 + i] \cdot \sum_{i=1}^5 i \cos[(i+1)x_2 + i] \\ -10 \leq x_i \leq 10 \quad (i=1, 2) \end{cases} \quad (6)$$

F2 是二维多峰值函数, 在定义域内共有 760 个局部极小点, 其中 18 个点是全局最小点, 全局最小值为  $f=-186.731$ 。

F3(Rastrigrin 函数):

$$f(x_i) = \sum_{i=1}^n (x_i^2 - 10 \cos(2\pi x_i) + 10) \quad x_i \in [-5.12, 5.12] \quad (7)$$

F3 是多维函数, 它具有一个全局极小点  $[0, 0, \dots, 0]$ , 在  $[-5.12, 5.12]$  范围内存在  $10n$  个局部极小点。本文考虑  $n$  取 10 和 30 的情况, 认为当收敛值小于 0.000 1 时为成功收敛。

将本文提出的改进混沌遗传算法(ICGA)与文献[2]中提出的混沌遗传算法(CGA)、标准遗传算法(SGA)进行比较。参数设置如下: ICGA: 种群规模  $M=20$ , 代沟  $G=0.8$ , 交叉概率  $P_c=0.8$ , 变异概率参数  $r=0.01$ ,  $a=0.6$ ; CGA, SGA: 种群规模  $M=200$ , 变异概率  $P_m=0.6$ , 每种算法运行 100 次。表 2 分别给出了几种算法的计算结果。

表 2 SGA, CGA 和 ICGA 的测试计算结果

函数	算法	最大进化代数	成功收敛次数	最优解平均值
F1	SGA	50	10	0.018 3
	CGA	50	58	0.016 7
	ICGA	50	62	0.012 6
F2	SGA	50	62	-186.731 2
	CGA	50	100	-186.730 9
	ICGA	50	100	-186.730 9
F3(n=10)	SGA	400	1	7.484 1
	CGA	400	84	0.070 2
	ICGA	400	100	2.725 5e-008
F3(n=30)	SGA	800	0	74.811 4
	CGA	800	12	2.453 6
	ICGA	800	86	0.039 9

从表 2 可以看出, 在成功收敛次数和最优解平均值方面, ICGA 均优于 CGA 和 SGA 的结果, 尤其是在高维函数 F3 的仿真结果上, ICGA 的性能有了很大提高。

## 5 多目标干扰应用仿真

多目标干扰实质是同时对多个目标信号的瞄准式干扰，多参数波形优化是利用数字射频存储技术通过数值计算对多个干扰激励源的合成干扰波形优化的多目标干扰。任意  $n$  个干扰信号可写成如下表达式：

$$f(t) = \sum_{i=1}^n f_i(t) = \sum_{i=1}^n A_i J_i(t) \cos[2\pi f_i t + \varphi_i(t)] + R(t) \quad (8)$$

其中， $f_i$  为干扰第  $i$  个目标的干扰载频； $J_i(t)$ 、 $\varphi_i(t)$  分别为干扰的振幅和相位调制项； $A_i$  为幅度系数； $R(t)$  为剩余项。式中  $J_i(t)$ 、 $\varphi_i(t)$  和  $A_i$  均可进行优化调整。

功率利用率是多目标干扰功率域的指标，它与干扰波形的时域包络平坦度直接相关。欲使功率利用率最大，须使合成信号的峰值电平最小，即式(8)中的  $f(t)$  在周期  $T$  内的最大峰值  $f_{\max}$  最小。

本文中固定  $J_i(t)$  和  $A_i$ ，只考虑初相位  $\varphi_i(t)$  的不同组合对信号波形的影响，待优化函数表达式变为

$$f(t) = \sum_{i=1}^n f_i(t) = \sum_{i=1}^n \cos[2\pi f_i t + \varphi_i(t)] \quad (9)$$

考虑对 10 个信号合成后的波形进行优化。由式(9)可看出，待优化的初相位个数为 10 个： $\varphi'_1, \varphi'_2, \dots, \varphi'_{10}$ ，即可知本文的目的为：使用遗传算法对  $f(t)$  的 10 个初始相位  $\varphi_i(t)$  的组合进行优化，使其峰值  $f_{\max}$  最小，即适应度函数为

$$f(x_1, x_2, \dots, x_{10}, t) = \max \left| \sum_{i=1}^{10} \cos(2\pi f_i t + x_i) \right| \quad (10)$$

不失一般性，设：

$$f_1 = 0.1 \text{ Hz}, f_2 = 0.2 \text{ Hz}, \dots, f_{10} = 1 \text{ Hz}, x_1, x_2, \dots, x_{10} \in [0, 360]$$

实验方法是将标准遗传算法(SGA)、改进的混沌遗传算法(ICGA)分别计算 100 次，对 2 种方法每次得到的最优解的平均值进行比较，观察进化过程中的平均适应度值的变化以及算法收敛速度的不同。

参数设置为：种群规模  $M=200$ ，最大进化代数 400，交叉概率  $p_c=0.7$ ，变异概率  $p_m=0.9$ ，ICGA 中代沟  $G=0.93$ ；SGA 中使用精英保留策略，未使用代沟。2 种算法的计算结

果比较见表 3。其中，ICGA 得到最优解 3.107 3 的初相位组合为：[206.119 4, 300.412 7, 211.724 6, 136.372 1, 288.865 9, 150.496 1, 116.714 6, 127.177 6, 205.213 6]。

表 3 SGA 和 ICGA 计算结果的比较

算法	迭代次数	最优解	最优解平均值
SGA	400	3.251 9	3.415 5
ICGA	400	3.107 3	3.348 2

由计算结果可知，ICGA 在解决多参数波形优化问题上的收敛精度有了显著的提高，较好地保持了种群的多样性，得到的结果满足应用要求。

## 6 结束语

本文将 An 混沌随机数生成器引入遗传算法，提高了一般混沌映射模型生成序列的随机性和均匀性，通过对遗传操作顺序的改进，提高了收敛速度和搜索成功率。利用混沌遗传算法解决多参数波形优化中初相位组合最优化问题，有效地处理了多目标干扰应用问题，从仿真结果看出其效果比较理想。

## 参考文献

- [1] Lorenz E N. The Essence of Chaos[M]. [S. l.]: University of Washington Press, 1993.
- [2] 杨宇明, 李传东. 混沌在遗传算法中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2004, 40(5): 76-77.
- [3] 潘达儒, 杜明辉. 混沌遗传算法在 IP 网络组播路由中的应用[J]. 计算机工程, 2005, 31(23): 11-13.
- [4] 杨晓华, 陈 强, 杨志峰. 混沌高效遗传算法在水库含沙量预报中的应用[J]. 北京师范大学学报: 自然科学版, 2007, 43(2): 194-198.
- [5] 张广强. 均匀随机数发生器的研究和统计检验[D]. 大连: 大连理工大学, 2005.
- [6] 冯冬青, 王 非, 马 雁. 遗传算法中选择交叉策略的改进[J]. 计算机工程, 2008, 34(19): 189-191.

编辑 任吉慧

(上接第 169 页)

表 3 MarkObjs 算法的处理时间

名称	优化类型	无编译优化/(×t <sub>c</sub> )	编译优化/(×t <sub>c</sub> )	编译优化时间/ms
图 2 左	无归并	1 281 727	309 479	0.516 829 93
	二像素归并	848 416	240 402	0.401 471 34
	四像素归并	616 037	178 589	0.298 243 63
图 2 右	无归并	1 213 108	301 441	0.503 406 47
	二像素归并	801 421	235 881	0.393 921 27
	四像素归并	595 432	173 260	0.289 344 20

实验结果表明，目标特征提取算法能够对任意形状的连通体进行目标的正确标记和信息提取，满足某成像制导武器系统多目标实时跟踪的高实时性要求。像素归并优化对算法效率的提升效果较明显，编译优化后的四像素归并具有较高实时性。

## 5 结束语

本文算法通过一次二值图像扫描就能完成对任意形状连通体的正确标记和特征信息提取。像素归并优化后的算法在

高实时性要求的嵌入式系统中具有一定应用价值。

## 参考文献

- [1] Sonka M, Hlavac V, Boyle R. 图像处理、分析与机器视觉[M]. 艾海舟, 武 勃, 译. 北京: 人民邮电出版社, 2003.
- [2] 张修军, 郭 霞, 金心宇. 带标记矫正的二值图象连通域像素标记算法[J]. 中国图象图形学报, 2003, 8(10): 198-202.
- [3] 饶永全, 周 珩. 基于标记矫正的目标特征提取算法[J]. 航空兵器, 2006, (6): 34-37.
- [4] 高红波, 王卫星. 一种二值图像连通区域标记的新算法[J]. 计算机应用, 2007, 27(11): 2776-2777.
- [5] 张 帆, 窦 勇, 鄂贵明. 基于 C6000 的滑动窗口图像处理算法存储优化[J]. 计算机工程, 2009, 35(1): 46-48.
- [6] Texas Instruments Inc.. TMS320C6000 Programmer's Guide[Z]. 2006.

编辑 陈 晖