

一种改进的紧凑遗传算法及其在分形图像压缩中的应用

周晨光 邱祖廉

(西安交通大学自动控制系, 西安 710049)

摘要 如何快速有效地为高频复杂区域找到合适匹配块是分形图像压缩中一个难以解决的问题。考虑到遗传算法的可并行性与全局搜索能力,结合匹配搜索的特点与要求,提出了一种逐位变异、最优保留的紧凑遗传算法,并将这种方法应用到高频复杂区域的匹配搜索中去。分析表明,这种算法具有较之其他随机搜索算法更好的收敛性、更高的搜索速度和全局搜索能力,能够大大提高匹配搜索中最优匹配块的捕获能力和搜索效率。实验结果也证明了这种算法在分形图像压缩匹配搜索算法中应用的优越性。

关键词 遗传算法 分形图像编码 图像压缩 随机搜索

中图分类号: TN919.81 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2007)04-0597-06

An Improved Compact Genetic Algorithm with Application in Fractal Image Compression

ZHOU Chen-guang, QIU Zu-lian

(Department of Automatic Control, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049)

Abstract How to find the optimal match block for a complex region block with high frequency signals more quickly and efficiently is a very difficult problem in fractal image compression. Considering of the parallel characteristic and the global seeking ability of genetic algorithm, combining with the characteristics of and the requests for match seeking, this paper proposes a compact genetic algorithm mutated by bit with holding the optimal individuals and applies the algorithm in the match seeking of high frequency regions. Analysis of the algorithm shows that this algorithm has much higher convergence ability, seeking speed, and global seeking ability than other random seeking algorithms. It can greatly improve the obtain ratio of the optimal match block and the seeking efficiency. Experimental results also show the superiority of its application in match seeking of fractal image compression.

Keywords genetic algorithm, fractal image coding, image compression, random seeking

1 引言

分形图像编码是目前图像压缩的一个重要研究领域,由于具有极高的压缩率,被认为是当前最有希望的研究方向之一。但压缩速度较慢,特别是对高频复杂区域难以快速有效地进行匹配搜索是分形算法目前存在的主要问题。国内外许多学者对此进行

了大量的研究,取得了不少进展^[1,2],但仍然没有获得令人满意的结果。由于分形编码具有可并行计算的特性,因此引入其他领域的高效并行搜索算法应该是解决匹配块搜索问题的一个非常值得尝试的研究方向。遗传算法(genetic algorithm,简称GA)是一种搜索能力很强的随机搜索算法,由于不需要大量的先验知识、不限于特定的对象模型,在解决许多用传统方法难以解决的非线性问题方面获得了广泛

收稿日期:2005-03-07;改回日期:2005-11-21

第一作者简介:周晨光(1975~),男,西安交通大学自动控制系控制科学与工程专业博士研究生。研究方向为图像压缩、图像处理、智能控制与模糊控制。E-mail: zhou_chen_guang@163.com

的应用^[3,4]。为此,本文尝试引入近年来受到广泛重视的紧凑遗传算法^[5](compact genetic algorithm, 简称 CGA)来解决分形编码中的匹配块搜索问题,并针对匹配搜索问题的特殊要求和特性提出了一种诸位变异、最优保留的紧凑遗传算法(mutated by bit compact genetic algorithm, 简称 MBBCGA),提高了算法的搜索效率,在分形压缩匹配搜索中取得了良好的应用效果。

2 MBBCGA 的基本思想

由于 CGA 在染色体的评价中获取的信息过少,且对所得(特别是“意外”得到)优良个体信息的提取非常有限,因此在实际搜索时未成熟收敛比较严重,且常常丢失已获得的优良个体。同时,其运算量仍旧非常大,运算效率比较低。由于每代个体数不能过大(否则收敛稳定性急剧下降),其局部搜索能力也较为有限。因此提出了一种诸位变异、最优保留的紧凑遗传算法,试图改善其基本性能,以便能够应用于分形图像压缩编码的匹配搜索之中。

算法中母体和种群大小的定义如下:

定义 1 构造一条与染色体编码长度 L 一样的概率向量 P ,以之作为种群构成的母体,其各位(基因)就是该位为‘1’的概率(假定为最常见的二进制编码)。它被用来产生一系列的新个体并能体现算法的运行状态。

定义 2 N 是算法需要选择的运行参数, $1/N$ 即为每次迭代中 P 的每位基因向优胜个体移动的大小。由于在这种算法里它极大地影响着整个运行过程的运算量和存储量,定义它为算法的种群大小,同时也显示与原始遗传算法的联系和对照。

MBBCGA 的基本思想是:

(1) 每代只由母体 P 随机产生一个个体并对其进行评价;

(2) 对个体的每一位进行变异,每次变异后都对所得个体进行评价并将结果与原个体进行比较,当优胜者的该位为 1 时,对母体 P 的该位按以下方法进行更新:

$$P(i) = P(i) + 1/N \quad (1)$$

否则,

$$P(i) = P(i) - 1/N \quad (2)$$

其中, i 是当前变异的基因位数;

(3) 当对该个体的各位进行变异后,重新由更

新后的母体产生下一代,继续迭代;

(4) 当母体各位均收敛到设定条件后,计算结束,所得母体 P 就是所求的最优解。

由于当染色体长度 L 增加时,算法所需的计算量会随之增大,为此,引入了变异权系数向量 W 。

定义 3 变异权系数向量 W 是一个长度也是 L 的向量,它的每一位表示 P 的每位基因的变异概率,它既影响对应基因参与变异的次数,也影响此基因在每次调整时的调整幅度。 W 的每一位初始值为 0.5,上限设定为 1,其取值限定为 $-1, 0, 0.1, 0.2, \dots, 0.9, 1$ 。

在迭代过程中,根据每位基因在变异时对适应度产生的影响大小调整其相应的变异权系数。如果当一位基因变异后对适应度影响大于其他位,那么就增大其变异权系数,反之则减少。同时,在每次根据优胜者调整 P 的基因值时,其调整幅度也由原来的 $1/N$ 变为 $W(i)/N$,这里 i 表示相应的位数。每一次变异前根据其对应的变异权系数决定该位参与变异的概率,当某位基因的变异权系数减少到指定值以下且持续了几代之后,就取消该位基因参与变异的资格。实验证明这种方法能有效地减少染色体长度变化对计算量的影响,提高搜索效率和速度。

为了保证算法的收敛性和保留获得的优良个体的信息,在算法开始时选取第 1 代的第 1 个个体作为最优个体。以后每代更新后,都用所获得的更好的个体信息取代该优良个体,让它也参与和新个体的比较并更新母体,算法结束时,最终的最优个体就是所得的解。这样就使母体能有机会获取更多当前最优个体的信息,也有利于保留所获得的最优个体。实践证明,这种方法能大大提高全局最优解的获取率,提高了算法的搜索性能。

从相关文献可知 SGA(简单遗传算法)和 CGA 的全局收敛性均是以大于 0 小于 1 的概率收敛。对于 MBBCGA 而言有如下定理。

定理 1 MBBCGA 对于一个全局优化问题,随着演化代数趋向于无穷,算法将以概率 1 找到全局最优解。

分析:在 MBBCGA 中,新群体亦即每代由 P 产生的新个体及其变异的产生仅仅依赖于当前群体也就是当前的 P ,与此前产生的结果没有关系,因此从一个给定群体状态达到指定群体状态的搜索过程的条件概率在任何特定时刻都不受有关原来变化结果的影响,从而 MBBCGA 搜索过程满足马尔科夫准则。

在这种情况下,由于 MBBCGA 在代的演化中保留了最优解,且以变异作为随机化算子,因而当把一个模式看作由一组子模式(一个模式内的模式)构成的话,那么马尔科夫模型和变异算子的性质在子模式层次仍然能够得以保持。从而一个二进制解串可以视为在模式的分层结构内。由于应用了变异算子,所有的算法状态是相连通的^[6],亦即是可以相互转换的,因此是持久的。同样的结论可以推广到子模式层次上,由于具有确定长度的二进制串区域是一个有限集,由上可知算法能够产生所有可能的解串,加之采用了最优保留,从而定理成立。

以上讨论了算法的全局收敛性,也就说明了算法的稳定性,下面再来讨论一下算法的优胜劣汰性。定义 F 为适应度函数; f 为种群产生个体的平均适应度; h 为优良模式; L_h 为模式的长度; $N_h(g)$ 代表第 g 代种群产生个体中含有优良模式的数量; f_h 为优良模式的平均适应度。

这样在 MBBCGA 每一代的变异中,每当对染色体做一位变异,模式被破坏所增加的概率为 $1/N$,那么种群中对模式的保存不被破坏的概率为

$$\left(1 - \frac{1}{N}\right)^{L_h} \approx 1 - L_h/N \quad (3)$$

种群产生个体中包含优良模式的数量为

$$N_h(g+1) \geq N_h(g)(1 - L_h/N)f_h(g)/f \quad (4)$$

这样,根据模式定理^[6],只要 $f_h(g) > f$,则优良模式 h 存在于种群产生个体信息中的次数将以指数上升,反之,则以指数减少,故而证明了 MBBCGA 中种群产生的个体包含优良模式的数目将会按指数上升,因此算法具有优胜劣汰性和有效性。

MBBCGA 的优越性在于:

(1) 这种改进的紧凑遗传算法跟踪了各基因在各自空间中的随机漫游轨迹,加强了对母体所生成的个体所在局部的搜索,加强了对生成新个体各基因所含信息的提取,提高了运算效率和搜索效率。因此,虽然每代运算量似乎增加了,但是却大大减少了 CGA 的选择更新失误率(因为更优个体的每一位基因数据代表的信息不一定都更优,甚至还有可能更差),提高了局部搜索能力,在最终效果上,无论是全局最优解的搜索能力还是运算量比之 CGA 都有了相当的改善;

(2) 通过引入变异权系数,大大降低了由染色体长度带来的计算量的变化,减少了算法的运行时间,使之真正具备了竞争力;

(3) 由于引入最优个体保留的思想,对于优良个体信息的攫取能力较之于 CGA 有了很大的提高,也提高了全局最优解的捕获能力和全局收敛性;

(4) 算法继承了 CGA 所需存储空间少的优点。传统的遗传算法需要保存大量的种群个体信息,而本文算法只需保存各个时刻搜索解的概率分布情况,亦即原始遗传算法每代所需存储的主要信息量为 $L \times N$ 位,而 MBBCGA 由于每代主要只需保存 P 的各位为 1 或 0 的概率,因此所需的存储空间降低到了 $L \times \log_2(10N+1)$;

(5) 由于传统的遗传算法往往以所得最优解与已知最优解的误差作为迭代结束的条件,但实际上最优解往往无从知晓,这样迭代结束条件就无从谈起了,这也是在遗传算法应用中存在的一个重要问题。但 MBBCGA 有明确的收敛条件,即母体各位收敛到 0 或 1 的指定大小的邻域,很好地解决了这个问题。

3 MBBCGA 在分形图像压缩中的应用

为获得更好的压缩质量,分形压缩对高频信号较多的区域往往需要进行大范围甚至是全图像的匹配搜索,但由于每次匹配所需计算量较大,进行大范围搜索匹配时计算量十分庞大。为此,考虑引入前面提出的 MBBCGA 来加快全局搜索的速度和能力。

(1) 染色体母体 P 的编码组成

以匹配块左上角的坐标 (x, y) 及放缩、平移、旋转参数的相应二进制编码作为染色体构成。为了提高搜索效率,还可以先对匹配块进行区间划分,将分类号也加入到染色体编码中,此时匹配块坐标就成为为在分类区间中的相对坐标。 P 的各位仍旧表示该位为 1 的概率,同时染色体的长度 L 就确定了。

(2) 适应度函数的选取

为了简便起见,以区域块和匹配块的匹配均方差(MSE)作为适应度函数。

这样在分形编码算法中,对每一个需要用 MBBCGA 进行匹配搜索的区域块,根据以上方式定义染色体和适应度函数,然后根据前面描述的步骤进行搜索,当 P 收敛时,所得最优个体所确定的匹配块位置和变换参数就是匹配结果亦即编码。

由于 MBBCGA 的设计思想是忽略了染色体各位间的相互关系,因此当染色体各位间存在大量高阶耦合关系时,算法的搜索效果并不明显,这也是遗

传算法存在的主要问题之一。不过,由于这里染色体是由匹配块左上角坐标和量化的变换系数组成,故而母体的各位基因间的相关性较低,因此这对于匹配块搜索问题影响不大。同时,在分形编码的搜索中搜索对象、搜索参数的取值变化范围可以根据编码要求和图像大小事先确定,这也满足了 MBBCGA 对预编码和对参数变化范围要求较高的条件。而且,分形编码要求搜索算法应具有用最少时间找到最优解的能力,要求算法具有很强的全局和局部搜索能力,这也符合 MBBCGA 的优点。因此它在匹配搜索中的应用是合适和具有相当优越性的。不过应该指出,尽管算法在全局搜索能力上要优于其他一些算法,但就搜索速度而言在目前串行运行方式下仍旧较慢,因此对于所有区域块都使用 MBBCGA 进行搜索是不合适的。它更适合于应用在难以获得最优匹配块的高频复杂区域的匹配搜索上。

4 仿真及试验结果分析

以下给出了应用 MBBCGA 进行非线性全局最优搜索的实验情况和所得的仿真结果,并将

MBBCGA、CGA 和 SGA 的实验结果进行比较。

计位问题就是在二进制空间中寻找各位为 1 的基因数量最多的染色体,是一种典型的多峰值、不连续的非线性搜索问题,使用通常的搜索算法很难寻找全局最优解。在仿真中选取染色体长度 L 为 100,图 1 给出了用 3 种算法分别处理计位问题的结果。文献[7]提出了如下的经典全局搜索测试函数 $F_1 \sim F_3$:

$$F_1(x) = \sum_{i=1}^3 x_i^2 \quad -5.12 < x_i < 5.12 \quad (5)$$

$$F_2(x) = 100(x_1^2 - x_2^2)^2 + (1 - x_1)^2 \quad 2.048 < x_i < 2.048 \quad (6)$$

$$F_3(x) = \sum_{i=1}^5 \text{integer}(x_i) \quad -5.12 < x_i < 5.12 \quad (7)$$

它们通常被用来检验寻优算法的全局搜索能力。图 2~图 4 给出了用 MBBCGA、CGA 和 SGA 分别处理这些函数的实验结果。

所有实验数据均采用重复 100 次相同条件实验结果的平均值。SGA 的复制采用轮选法,单点交换,交换概率为 1,变异概率为 0.01。MBBCGA 和 CGA 的收敛参数 d 选为 0.05(即 P 各位在 0 或 1 的大小为 0.05 的邻域内即认为收敛)。

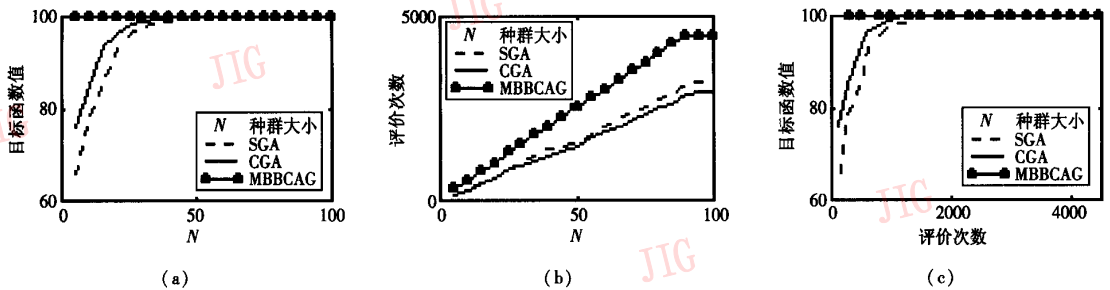


图 1 处理计位问题的结果

Fig. 1 Results of solving the counting ones problem

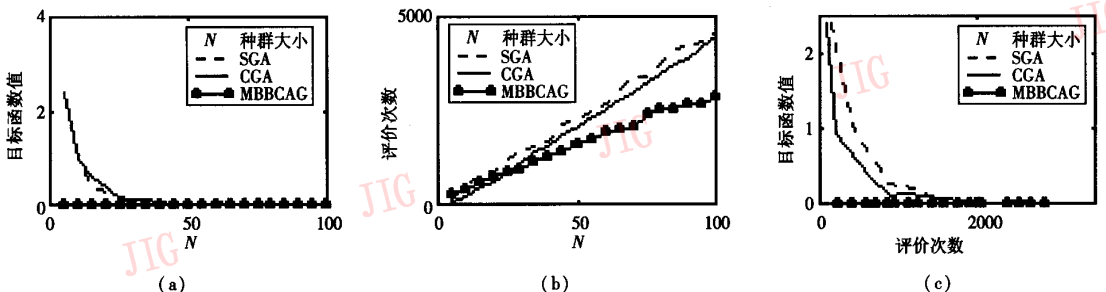


图 2 处理 F_1 的结果

Fig. 2 Results of solving the problem on F_1

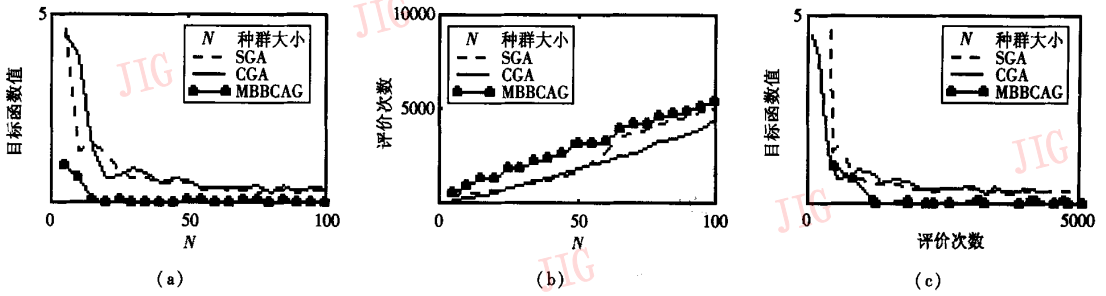


图3 处理 F_2 的结果

Fig. 3 Results of solving the problem on F_2

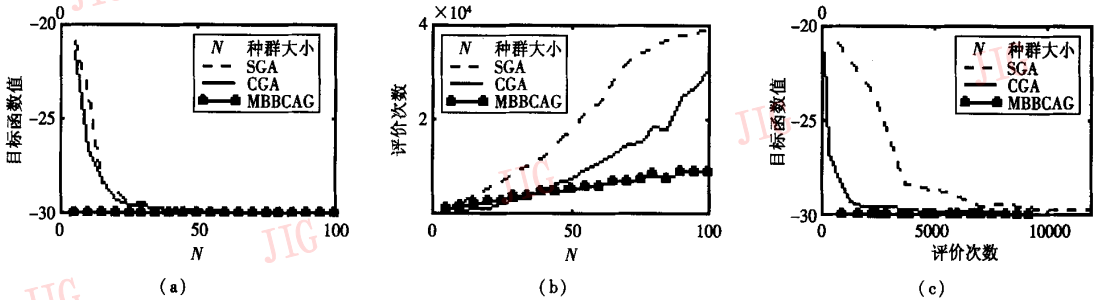


图4 处理 F_3 的结果

Fig. 4 Results of solving the problem on F_3

从所得的实验数据可以看出:

在 N 较小时, MBBCGA 所需的评价次数略多, 但是搜索结果的质量明显要好;

N 较大时, MBBCGA 的搜索结果仍较好, 评价次数也优于 SGA 和 CGA。

这表明, MBBCGA 具有能够用较少的评价次数获取全局最优解的能力。

现在用 MBBCGA 对 256×256 的 256 灰阶 Lenna 灰度图像进行压缩编码实验, 并将所得的实验结果与采用快速自适应遗传算法 (AGA) 作为搜索算法的分形压缩编码算法^[8] 和不采用遗传算法的经典分形图像压缩算法进行比较。实验中区域块大小为 4×4 , 染色体长度为 20, 种群大小为 50。

由表 1 中的实验数据可知 (前两种算法均为重复运行 20 次后的平均结果), MBBCGA 在保障图像压缩质量的前提下 (图像质量还要优于 AGA), 大大降低了搜索所需的匹配次数, 提高了编码的搜索速度。这证明, MBBCGA 的引入是成功的。

5 结论

基于分形图像压缩算法在对高频信号密集的合

表 1 实验结果比较

Tab. 1 Comparing the experimental results

	MBBCGA	AGA	经典算法
PSNR (dB)	31.67	30.55	31.92
平均迭代代数	76	47	
平均匹配次数	1520×8	2500×8	232324×8
主要运行参数	$d=0.05$	变异概率 0.1	
		交换概率 0.85	
		遗传率 0.14	

适匹配块的搜索上存在的问题和需求, 根据遗传算法拥有的高度并行性、高效全局搜索能力和不受未知对象模型影响等优点, 提出了将紧凑遗传算法引入到图像编码搜索中来, 并结合匹配搜索的特点和需求, 提出了一种逐位变异、最优保留的紧凑遗传算法, 解决了遗传算法在应用到匹配搜索中时速度过慢、全局最优捕获能力不足、收敛条件难以确定等严重缺陷。实验结果证明, MBBCGA 无论是对全局最优解的搜索能力还是运算效率都要优于原紧凑遗传算法和传统遗传算法。通过将 MBBCGA 应用到实际图像编码中去的实验, 证明了 MBBCGA 在分形编码匹配搜索上的有效性和优越性。同时本文指出,

该算法更适合于用在寻找最优匹配块要求较高的高频信号较多区域的匹配搜索上。

由于分形编码算法和遗传算法都具有可并行性,随着并行计算技术和设备的发展,将会突破传统的串行运行模式的束缚,使算法的速度成倍加快,遗传算法和分形编码算法都将拥有光明的应用前景。如何充分挖掘和发挥遗传算法和分形编码算法的潜力,将是一个非常有希望和吸引力的研究领域。

参考文献 (References)

- 1 Jackson D J, Mahmoud W, William A S, *et al.* Faster fractal image compression using quadtree recomposition [J]. *Image and Vision Computing*, 1997, 15(10):759 ~ 767.
- 2 Lu Guo-jun, Yew Toonlin. Applications of partitioned iterated function systems in image and video compression [J]. *Journal of Visual Communication and Image Representations*, 1996, 7(2): 144 ~ 154.
- 3 Xi Yu-geng, Chai Tian-you, Yun Wei-min. Summarize of genetic algorithm [J]. *Control Theorem and Application*, 1996, 13(6): 697 ~ 708. [席裕庚, 柴天佑, 恽为民. 遗传算法综述 [J]. *控制理论与应用*, 1996, 13(6): 697 ~ 708.]
- 4 Baluja S. *Population-based Incremental Learning: A Method for Intergration Genetic Search Based Function Optimization and Competitive Learning* [D]. Pittsburgh, PA: Carnegie Mellon University, 1994.
- 5 Harik G R, Lobo F C, Goldberg D E. The compact genetic algorithm [J]. *IEEE Transactions on Evolutionary Computations*, 1999, 3(4): 287 ~ 298.
- 6 Liu Y, Kang L S, Chen Y P. *Parallelize Algorithm: GeneticeAlgorithm* [M]. BeiJing: Publication Office of Science, 1997. [刘勇, 康立山, 陈毓屏著. 非数值并行算法: 遗传算法 [M]. 北京: 科学出版社, 1997.]
- 7 De Jong K A. *An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems* [D]. Michigan: Michigan University, 1975.
- 8 Li Hai-min, Wu Cheng-ke. Adaptive mutation genetic algorithm with analyzing on performance [J]. *Acta Electronic Sinica*, 1999, 27(5): 90 ~ 92. [李海民, 吴成柯. 自适应变异遗传算法及其性能分析 [J]. *电子学报*, 1999, 27(5): 90 ~ 92.]