

遗传算法理论综述

郑立平 郝忠孝

哈尔滨工业大学计算机科学与技术系, 哈尔滨 150001)

E-mail: zhenglp2002@yahoo.com.cn

摘要 通过遗传算法的描述,介绍了有关遗传算法理论的研究现状,如编码方法、适应值函数、遗传算子、参数的选择、数学基础、欺骗问题、收敛性分析、并行计算、局部改进和混合方法等。尽管遗传算法理论基础的不完善使其在应用中还存在某些问题,但通过遗传算法的理论研究将有助于遗传算法理论及其应用的发展。

关键词 遗传算法 理论综述 算子

文章编号 1002-8331- (2003)21-0050-04 文献标识码 A 中图分类号 TP301.6

A Review on the Theory for the Genetic Algorithm

Zheng Liping Hao Zhongxiao

Department of Computer Science and Engineering, Harbin Institute of Technology, Harbin 150001)

Abstract: By describing the genetic algorithm, we introduce the development of the following researches in the genetic algorithm: encoding methods, fitness functions, genetic operators, selection for parameter sets, the basis of mathematics, deception problems, convergence analysis, parallel computation, local improvement and hybrid methods etc. Although there exist some problems in the application of the genetic algorithm because of the imperfectness of the theory basis, these researches will stimulate the development of theories and applications of the genetic algorithm.

Keywords: Genetic algorithm, Research review, operator

1 引言

遗传算法 (Genetic Algorithm, 简称 GA) 是模拟自然界生物进化过程与机制求解问题的一类自组织与自适应的人工智能技术, 已广泛应用于计算机科学、人工智能、信息技术及工程实践。相对于其鲜明的生物学基础, 它的理论基础公认是不完善的, 这种不完善主要表现在没有完整的理论解释算法的机理, 缺少广泛而完整的有关 GA 收敛性理论, 这迫使研究者对 GA 的理论作进一步的研究。

2 GA 的描述

GA 是以自然选择和遗传理论为基础, 将生物进化过程中适者生存规则与群体内部染色体的随机信息交换机制相结合的搜索算法。它在搜索之前, 先将变量以某种形式进行编码 (编码后的变量称为染色体), 不同的染色体构成一个群体。对于群体中的染色体, 将以某种方法评估出其适应值。新一代群体的产生是按下面两个步骤完成的: 首先, 根据染色体的适应值选择被保留的染色体以及相应的复制次数; 其次, 对被选择的染色体进行重组、变异, 产生新的染色体。GA 的基本执行过程如下:

① 随机选择 N 个初始点 称为一个群体, 每个点称为一个个体, $X_0^1, \dots, X_0^N, k=0$ 。

② 计算每个个体的适应值, $f(X_k^i), i=1, \dots, N$ 。

③ 选择: 从 $X_k^1, \dots, X_k^N$ 中选择 $X_{k+1}^1, \dots, X_{k+1}^N$, 且每个 X_{k+1}^j 在

$1, \dots, N$ 被选中的概率为 $P(X_k^j | X_k^1, \dots, X_k^N) = \frac{f(X_k^j)}{\sum_{l=1}^N f(X_k^l)}$

④ 重组: 从 $X_k^1, \dots, X_k^N$ 中以相同的概率选出两个个体, 这两个个体之间以事先给定的概率 P_c 执行重组运算, 产生两个新个体, 重复这一过程, 直至形成新群体 $X_{k+1}^1, \dots, X_{k+1}^N$ 。

⑤ 变异: 变异运算根据一定的变异率 P_m 随机地对每个个体的每一位改变它的值, 形成新一代群体 $X_{k+1}^1, \dots, X_{k+1}^N$ 。

⑥ 检验停机准则满足否, 如果满足则停止运算; 否则令 $k+1=k$, 转 ①。

GA 利用了生物进化和遗传的思想, 所以它有许多与传统优化算法不同的特点: ① GA 不是直接作用在参变量集上, 而是利用参变量集的某种编码; ② GA 不是从单个点, 而是从一个点的群体开始搜索; ③ GA 利用适应值信息, 无须导数或其它辅助信息; ④ GA 利用概率转移规则, 而非确定性规则。GA 的优越性主要表现在: 首先, 它在搜索过程中不容易陷入局部最优, 即使在所定义的适应值函数是不连续的、非规则的或有噪声的情况下, 它也能以很大的概率找到整体最优解; 其次, 由于它固有的并行性, GA 非常适用于大规模并行计算机。

3 GA 理论研究的内容

GA 理论研究的内容主要有分析 GA 的编码方法、适应值函数、GA 的 3 个算子、GA 参数的选择、全局收敛性和搜索效

率的数学基础、欺骗问题、收敛性分析、并行计算、GA 的局部改进及混合 GA 等。下面分别论述：

3.1 编码方法

GA 中的编码在许多问题的求解中,对算法的性能有很重要的影响。简单二进制编码的采用得到了 Holland 早期理论结果 (schema 定理、最小字母表原理)的支持,但它仍有许多不足之处。灰色编码可用于克服二进制编码映射的不连续问题,即欧式空间中临近点的二进制编码在 Hamming 距离下并不邻近。动态参数编码的提出是为了克服搜索效率与表示精度间的矛盾,同时对克服过早收敛现象也有所帮助。此外,多值编码、实值编码、区间值编码、Delta 编码、对称编码以及将以往的合成编码分解成多个相对独立编码的独立编码策略等多种编码方法也都被证明各有优缺点。这些编码方法的提出是后发式的,缺乏一个理论基础来判断各种编码方法的好坏并指导它们的设计。为了缓解二进制编码带来的“组合爆炸”和 GA 的早熟收敛问题,提出了十进制编码^[1]。

3.2 适应值函数

在 GA 中,适应值是用来区分群体中个体(问题的解)的好坏。GA 正是基于适应值对个体进行选择,以保证适应值好的个体有机会在下一代中产生更多的子个体。在使用 GA 求解具体问题时,适应值函数的选择对算法的收敛性以及收敛速度的影响较大,故针对不同的问题需根据经验来确定相应的参数。例如:

考虑函数在搜索点的函数值及其变化率,并将该信息加入适应值函数,使得按概率选择的染色体不但具有较小的函数值(对极小化问题而言),而且具有较大的函数变化率值。实验结果表明,这类方法的收敛速度明显高于标准 GA^[2]。

基于约束区域神经网络的动态 GA,将 GA 的全局搜索和约束区域神经网络模型的局部搜索结合起来。利用动态 GA 确定神经网络模型的初始点,同时使用神经网络确定动态 GA 的适应值函数^[3]。

3.3 GA 的 3 个算子

GA 的 3 个算子分别是选择、杂交和变异。选择体现“适者生存”的原理,通过适应值选择优质个体而抛弃劣质个体。杂交能使个体之间的遗传物质进行交换从而产生更好的个体。变异能恢复个体失去的或未开发的遗传物质,以防止个体在形成最优解过程中过早收敛。下面分别介绍选择、杂交和变异 3 个算子的主要研究内容。

3.3.1 选择算子

选择策略的选取在 GA 的操作中是很重要的一个环节,它的一个重要特点是它几乎独立于算法的其它部分。由于选择策略对遗传搜索过程具有较大的影响,很多人早就意识到它在 GA 中的重要性。所以,近年来不同的选择策略相继被提出。Potts 等概括了 23 种选择方法^[4]。选择算子的收敛模型由 Goldberg 首次引入,随后由 Goldberg 和 Deb 作了扩展,并提出了取代时间的概念,可以对各种选择策略之间选择压力进行定量比较;Muhlenbein 和 Schlierkamp-Voosen 在文[5]中讨论了选择强度在收敛分析中的应用;Back 在文[6]中对选择压力进行了推广;在特定条件下几个不同选择算子的收敛特性已经被成功建模,包括比例选择、锦标赛选择和截断选择。在文[7]中,作者分析了噪声对锦标赛选择收敛特性的影响。在文[8]中,针对 Binlog 问题,讨论了取代时间和基因漂移的相互作用。文[9]提

出了具有破坏性选择的 GA,这个算法选择优秀和低劣个体,实验显示这个算法在解决模式里有许多大的变动或者 GA-欺骗问题时更有用。

3.3.2 杂交算子

杂交操作使不同个体间的基因互换。在不同成员中进行基因互换是为了能够在下一代产生新的成员。Potts 等概括了 17 种杂交方法^[4]。文[10]研究了交配算子与其探索子空间的关系,提出设计良好算子的指导性原则,并构造出一种启发式交配算子。

3.3.3 变异算子

变异操作是为了在运算过程中能改变某些成员的值,以避免失去一些有用的基因,防止某些成员的值处于不变状态,是一种防止算法早熟的措施。

Potts 等总结了 3 种变异技术:管理变异、变化的变异概率和单值运算^[4]。

考虑将被优化函数的梯度或一阶差分引入到十进制实数编码的 GA 变异算子中,实现了定向变异^[11]。

为克服传统变异算子不能有效地保持同一基因位上等位基因的多样性,提出用二元变异算子代替传统的变异算子^[12]。

通过引入 i 位改进子空间的概念,对不同情形下突变概率的最优选取进行了分析^[13]。

此外,对于不同问题可提出不同的自适应算子,如从染色体个体个性化和染色体编码基因位个性化两个方面对标准变异算子进行改进;根据染色体的相似性,提出种群差异度的概念,并依据种群差异度自适应地调整遗传参数;交叉互换率与突变率两个参数随着串的适应值变化而变化。

3.4 GA 参数的选择

GA 的参数选择包括群体规模、收敛判据、杂交概率和变异概率等。目前对 GA 的参数设置的合理选择还缺少相应的理论作为指导。由于参数选择关系到 GA 的精度、可靠性和计算时间等诸多因素,并且影响到结果的质量和系统性能,因此,参数选择的研究受到重视。

当采用自然数编码时,从理论上可以证明 GA 的最优群体规模的存在性,并给出相应的计算方法。种群规模影响到 GA 的最终性能和效率。种群规模过小将影响搜索范围,从而得不到最优解,种群规模过大则使搜索效率降低。在试验中,种群规模的变化范围是从 10 到 160,增量为 10。

收敛判据 GA 是一种反复迭代的搜索方法,它通过多次进化逐渐逼近最优解而不是恰好等于最优解,因此需要确定收敛判据。目前采用的 GA 收敛判据有多种。如规定遗传迭代的代数所确定的判据;或根据解的质量确定的判据,如连续几次得到的最优个体的适应值没有变化或变化很小时,则认为 GA 收敛了;或种群中最优个体的适应值与平均适应值之差与平均适应值的百分数之比小于某一给定允许值等等。为评价 GA 的收

敛性能,定义离线性能函数 $p_0 = (\sum_{i=1}^t f_{\max}^i) / t$,其中 $f_{\max}^i$ 为第 i 代的最大个体适应值, p_0 是第 t 代的离线性能值。在早期搜索过程中, p_0 将迅速增长;在后期搜索过程中, p_0 的增长将平缓下来,并最终趋向于收敛值。

由于杂交概率 P_c 和变异概率 P_m 的设置关系到 GA 的收敛性和群体中个体的多样性,即探索和开发问题,因此倍受重视。传统的 P_c 和 P_m 的设置是静态人工设置。现在有人提出动态参

数的设置方法,以减少人工选择参数的困难和盲目性。 P_c, P_m 越大,则算法的探测能力越强,越容易探测到新的超平面,而个体的平均适应值波动较大;相反, P_c, P_m 越小,则算法的开发能力越强,使得较优个体不易被破坏,而个体的平均适应值波动较小。

3.5 数学基础

1975年,Holland在其专著《自然界和人工系统的自适应》中详细描述了模式理论,引入模式概念,将GA理解为在模式集合中的操作,从模式操作的角度观察分析GA的性能特点,并且指出,只要问题编码满足构造块假设,就容易用GA求解,模式理论是目前影响最广,研究最多的一种GA理论。

模式定理的一般数学表达式为

$$m(H, t+1) \geq m(H, t) \cdot \frac{\bar{f}(H, t)}{\bar{f}} \cdot \left(1 - p_c \frac{\delta(H, t)}{l-1} - o(H) \cdot p_m\right).$$

其中 $m(H, t)$ 为在 t 代群体中存在模式 H 的串的个数, $\bar{f}(H, t)$ 表示在 t 代群体中包含模式 H 的串的平均适应值, $\bar{f}$ 表示 t 代群体中所有串的平均适应值, l 表示串的长度, p_c 为交换概率, p_m 为变异概率。

模式定理是GA的理论基础,它说明高适应值、长度短、阶数低的模式在后代中至少以指数增长包含该模式的串 H 的数目。原因在于再生使高适应值的模式复制更多的后代,而简单的交换操作不易破坏长度短、阶数低的模式,而变异概率很小,一般不会影响这些重要模式。

用这种方式处理相似性,GA减少了问题的复杂性,在某种意义上这些高适应值、长度短、低阶的模式成了问题的一部分解(又叫积木块 building blocks)。GA是从父代最好的部分解中构造出越来越好的串,而不是去试验每一个可能的组合。长度短的、低阶的、高适应值的模式(积木块)通过遗传操作再生、交换、变异,再再生、再交换、再变异的逐渐进化,形成潜在的适应值较高的串,这就是积木假说。GA通过积木块的并置,寻找接近最优的特征。

借鉴二进制编码GA中的概念,对十进制编码的模式定理进行研究,并给出了以十进制整数编码GA的基本定理,称之为十进制整数编码模式定理^[14]。

模式理论奠定了GA的数学基础,根据隐性并行性得出的每一代处理有效模式的下限值是 $n^3 / (C_l l^{1/2})$, 其中 n 是群体大小, l 是串长, C_l 是小整数,一些研究把结果简化为 n^3 , Bertoni 和 Dorigo 推广了此研究,获得 $n=2^{\beta l}$, β 为任意值时处理多少有效模式的表达式。每一代遗传有多少新模式产生也是说明GA效率的重要特性,文[15]中获得了每次至少产生 $O(l^{n-1})$ 数量级的新模式的结果。

模式定理中模式适合度难以计算和分析, Bethke 将 Walsh 函数用于GA模式操作的分析,他建立了 Walsh-模式变换,用离散形式的 Walsh 函数有效的计算模式的平均强度,然后用这一变换的系数区分问题的难易。Bethke 的论述晦涩难懂, Goldberg 解释并发展了 Bethke 的结论。对于判断一个函数相对于GA的难易程度, Bethke 的结论并不适用,因为大部分GA应用中的目标函数都不容易表示成 Walsh 多项式,即使容易表示,计算 Walsh 系数需要对搜索空间的每个点计算目标函数,这对大多数函数是不可能的,而且,如果计算了目标函数的所有值,那么就知道了其最优解,而没必要再用GA求解了,分析

就失去了意义。但是 Walsh 分析是一个强有力的理论工具。Bethke 用 Walsh 系数和模式变换构造不同难易程度的问题测试GA。Tanese 函数就是其中一种。最近, Davidor 提出了遗传隐匿方差,企图用基因间的依赖关系划分问题的难易。这一方法的缺陷有二:一是度量标准不精确,二是不能直观解释GA的操作过程。

近年来,人们建立起了GA不同形式的马氏链模型,对GA的极限行为进行了各种角度的刻画,在GA全局收敛性分析方面取得了突破。GA的马氏链模型主要有三种,分别是种群马氏链模型、Vose 模型和 Cerf 扰动马氏链模型。Goldberg 和 Segrest 首先使用了马尔科夫链分析了GA, Eiben 等用马尔科夫链证明了保留最优个体的GA概率性全局收敛, Rudolph 用齐次有限马尔科夫链证明了带有复制、交换、突变操作的标准GA收敛不到全局最优解,不适合于静态函数优化问题,建议改变复制策略以达到全局收敛, Back 和 Muhlenbein 研究了达到全局最优解的GA的时间复杂性问题。以上收敛性结论基于分析简化的GA模型,复杂GA的收敛性分析仍是困难的。

另一种新的理论,尝试从知识表示与算符相结合的角度考察GA,首先引出一致类的概念,给出判别一致类的直观办法;优类,然后推导出了GA收敛的充分条件,由此得到GA-难题的新定义,并解释了MDP问题^[16]。

3.6 欺骗问题

欺骗问题是GA研究中的一个热点。根据模式定理,低阶、短距的优模式在遗传子代中将以指数级增长,最终,不同的最优模式相互组合,从而得到最优解。但是,对于欺骗问题,复制算子受欺骗性质条件的“迷惑”,使最优低阶模式在组合后形成非最优高阶模式,从而使GA偏离最优解。由于欺骗问题的存在,许多问题被归结为遗传算法难题,使GA的应用受到一定的局限。目前GA的欺骗问题研究主要集中在3个方面:设计欺骗函数,例如 Goldberg 曾设计一个离散GA的最小欺骗问题;修改GA以解决欺骗函数的影响,如文[17]提出一种基于可调变异算子的方法,即在遗传搜索过程中通过改变变异算子的方向和概率来求解GA欺骗问题,这种方法能够在消除GA中的欺骗性条件的同时保持群体的多样性,使GA可以顺利地收敛到全局最优解;理解欺骗函数对GA的影响,文[18]就讨论了一类GA求解完全欺骗性问题的平均计算时间。

3.7 收敛性分析

一般收敛性分析是通过计算群体的收敛性进行的,设适应值函数 $f(x)$, $\forall x \in H$, $\exists \varepsilon > 0$, 使 $\|x - x^*\| \leq \varepsilon$, 有 $f(x) \geq f(x^*)$, $x^* \in H$ 。其中 $f(x^*)$ 是局部最小值, x^* 是群体中具有局部最小值的个体,若有 $f(x) \leq f(x^*)$, $x^* \in H$, 那么 $f(x^*)$ 是局部最大值, x^* 是群体中具有局部最大值的个体。 $\forall x \in H$, 有 $f(x) \leq f(x^*)$, $x^* \in H$, 其中 $f(x^*)$ 是全局最小值, x^* 是群体中具有全局最小值的个体,若有 $f(x) \geq f(x^*)$, $x^* \in H$, 那么 $f(x^*)$ 是全局最大值, x^* 是群体中全局最大值的个体。

关于GA的收敛性研究的一些典型结果包括:文[19]分析了在种群规模无穷的情况下典型GA的收敛性, Eiben 证明了典型GA不收敛,而如果对算法采取记录每一代中最佳个体的策略,则改进的算法收敛;文[20]提出了一种等价的GA,并给出了收敛条件与收敛速度;文[21]研究了自然选择下典型GA的收敛性问题;文[22]分析了在选择和变异操作下GA的收敛性问题。文[23]提出了将系统动力学的方法应用于GA的运行

机理分析,并讨论了在种群规模足够大和没有变异算子的情况下,GA 的收敛性和收敛目标问题,证明了局部极值点的存在性和存在条件,并依此对 GA 的一些改进方式进行了理论上的说明。文[24]对实数编码的 GA 进行了收敛性研究,分析了在绝大多数实际应用中使用的浮点数编码 GA 的收敛性问题,在采用最优个体保留策略的前提下得到了保证收敛性的一般条件,并以之检验了采用常用的变异与交叉算子时浮点数编码 GA 的收敛性。徐宗本等分析 GA 过早收敛的原因是由于杂交算子引起,并基于这一理论的解释提出了对 GA 的修正。文[15]提出了有效基因突变的概念,发展了有效基因突变作为保证全局收敛的基本策略。Perey 在文[25]中就一类特殊的 GA,给出收敛的充要条件。Fogal 和 Eiben 证明了一类抽象 GA 的收敛性。另一方面,人们普遍认为,GA 之所以高效并且具有强鲁棒性,是因为 GA 中有‘模式定理’和‘隐性并行性’性质成立之故。文[20]基于扩展串的概念,独立地提出了一种与标准 GA 的优化问题等价的 GA,从理论上探讨了 GA 的收敛条件与收敛速度等问题,给出了等价 GA 平均收敛速度的解析表达式。

3.8 并行计算

并行算法的基本思想是将一个复杂的任务分解为多个较简单的子任务,然后将各子任务分别分配给多个处理器并行执行求解。例如,Zeigler 把高性能并行 GA 应用到大型并行计算机,这种分而治之的思想可以用不同的方法和途径实现,直接导致了各种不同类型的并行 GA。并行 GA 可以分为四大类:全局并行 GA、粗粒度并行 GA、细粒度并行 GA 和混行并行 GA。

文[26]讨论了并行 GA 的迁移现象及群体规模估算模型,分析了迁移的过程,揭示了迁移的实质,并提出了在理想条件下的迁移计算模型。基于迁移计算模型导出了粗粒度并行 GA 进化质量估量模型。

此外,GA 优于传统优化算法之一就在于它固有的并行性,Bertoni 等就曾研究过 GA 中的内在并行性。

3.9 GA 的局部改进

由于 GA 涉及精度、可靠性、计算时间、探索与开发等诸多问题,通过改进 GA 本身在某种程度上可以提高 GA 求解问题的性能。针对各种情况有不同的改进的 GA,如:分层型 GA;变区域多层 GA;正交多目标最优化 GA;具有空间平滑技术的 GA;基于灾变的多群体 GA;基于共生策略的多模式进化算法;将 GA 和神经网络有效结合起来,利用神经网络的学习功能,构造知识模型,用来引导群体中某些个体进化的 GA;通过对个体基因不同年龄的不同操作,提出具有年龄结构的 GA,可克服 GA 中存在的主要问题及过早收敛问题。

3.10 混合 GA

混合 GA 的实质是通过不同算法的优点有机结合,改善单纯 GA 的性能。如将模拟退火算法与 GA 结合,在简单 GA 中加入局部搜索机制-贪心算法。将 SA (Statistical heuristic search) 算法的理论移植到 GA 中来的统计 GA。用来解决模糊寻优问题的模糊 GA。结合可变多面体法和正交 GA 的混合算法^[27]。Goldberg 提出的 VCGA (Variants of canonical genetic algorithms)是 CGA (Canonical genetic algorithms)、超级个体和提升机制三合一的一种 GA。VCGA 和最陡下降法相结合的混合法 HVCSDA (Hybrid VCGA combined with steepest descent approach)。此外,广义 GA-在数理逻辑方面,可证明广义 GA 是全局收敛的,并且具有良好的收敛速率;以及狭义 GA-它的搜

索过程不是一个遍历的 Markov 过程,搜索空间小,因此它具有收敛速度快,搜索过程稳定性高,可控制性强等特点。

4 结束语

经过近 10 年的努力,GA 不论是在应用上、算法设计上,还是在基础理论上,均取得了长足的发展,但是到目前为止,它始终未能对自身演化本身的研究发生作用。而且就其实质来讲,目前的 GA 学习人类演化过程还只是形式的,尚未能刻画人类自身的演化过程,更未能刻画神经元思维真实学习过程。因此 GA 就其模型本身来讲需要更加深入的探讨。

收稿日期:2003 年 5 月)

参考文献

- 唐飞,滕弘飞.一种改进的遗传算法及其在布局优化中的应用[J].软件学报,1999;10(10):1096~1102
- 何新贵,梁久桢.利用目标函数梯度的遗传算法[J].软件学报,2001;12(1):981~985
- 陶卿,曹进德,孙德敏等.基于约束区域神经网络的动态遗传算法[J].软件学报,2001;12(4):462~467
- J. Craig Potts, Terri D. Giddens, Surya B. Yadav. The Development and Evaluation of an Improved Genetic Algorithm Based on Migration and Artificial Selection[J]. IEEE Transactions on systems, Man, And Cybernetics, 1994; 24(1):73~86
- Muhlenbein, Schlierkamp-Voosen. Predictive models for breeder genetic algorithm Continuous parameter optimization[J]. Evolutionary Computation, 1993; 1(1):25~49
- Back T. Selective pressure in evolutionary algorithms: A characterization of selection mechanisms[C]. In Proc of the 1st IEEE Int'l Conf on Evolutionary Computation (CEC94), Orlando, Florida: IEEE Press, 1994: 57~62
- Miller B. L., Goldberg D. E. Genetic algorithms, selection schemes, and the varying effects of noise[J]. Evolutionary Computation Journal, 1996; 4(1):113~131
- Dirk Thierens, David E. Goldberg, Angela Guimaraes Perieira. Domina convergence, drift, and the temporal-salience structure of problems[C]. In Proc of the 1998 IEEE Conf of Evolutionary Computation, New York: IEEE Press, 1998
- Ting Kuo, Shu-Yuan Huang. A Genetic Algorithm with Disruptive Selection[J]. IEEE Transactions on systems, Man, And Cybernetics-Part B, 1996; 26(1):299~307
- 吴少岩,许卓群.遗传算法中遗传算子的启发式构造策略[J].计算机学报,1998;21(11):1003~1008
- Michalewicz Z. Genetic Algorithm Data Structure Evolution Programs[M]. 2nd ed, New York: Springer-Verlag, 1994
- 杨启文,蒋静坪,张国宏.遗传算法优化速度的改进[J].软件学报,2001;12(1):270~275
- 张良杰,毛志宏,李衍达.遗传算法中突变算子的数学分析及改进策略[J].电子科学学刊,1996;18(6):590~595
- 唐飞,滕弘飞.十进制整数编码遗传算法的模式定理研究[J].计算机科学,1999;26(6):54~56
- 恽为民,席裕康.遗传算法的运行机理分析[J].控制理论与应用,1996;13(4):297~303
- 王丽巍,洪勇,洪家荣.遗传算法的收敛性研究[J].计算机学报,1996;19(10):794~797

被编完为止。

将这种水环式的扫描方式应用到标准 MPEG-4 中的 FGS 编码算法中,如图 5 所示,除了在比特平面变长编码时需要进行上述的水环扫描外,其余所有的流程都和 MPEG-4 中的 FGS 编码算法完全一样,在解码端,增强层的码流被变长解码后,需要同样的水环扫描方式,以进行 DCT 系数的还原归位操作。

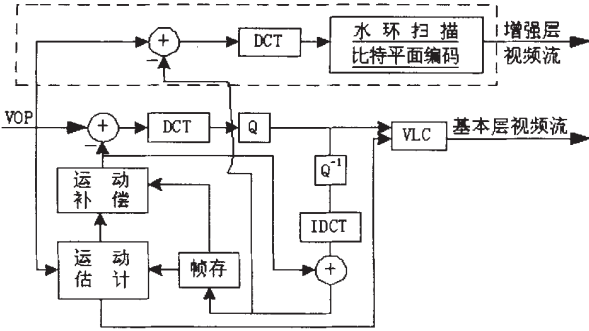


图 5 改进的 FGS 编码器框图

4 实验部分

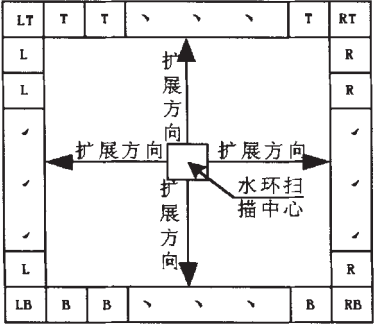


图 6 水环扫描图

为了实现的简单性,在利用水环扫描方式来实现精细可伸缩性编码时,将水环扫描的中心固定在图象帧的中心,如图 6 所示,然后依次向外扩展,顺序编码图示中的 L (left)、T (top)、R (right) 和 B (bottom) 组中的宏块,在各组中按从左到右、从上到下的方式进行编码,最后再编码图示中 LT (left top)、RT (right top)、LB (left bottom) 和 RB (right bottom) 4 个拐角处的宏块。由于编码端使用的是固定的水环式扫描方式,因此这种扫描顺序无需进行编码传输,在解码端进行同样的扫描即可恢复增强层

的图像,然后再与基本层的图像进行相加操作,输出增强后的视频图像。

当单个比特平面的码流在解码端全部收到时,这种扫描方式和栅格扫描方式具有同样的计算复杂度和编码效率,但是在网络带宽发生变化或出现误码的情况下,FGS 解码器只能收到增强层中某个比特平面的部分数据时,水环扫描方式能够有效地将这部分码流用来编码用户感兴趣的图像区域,从而提高解码后图像的主观质量。

5 结论和将来的研究

该文提出的利用水环扫描方式来实现 MPEG-4 中的精细可伸缩性编码算法,充分地利用了人类视觉系统的特性,与 MPEG-4 中的 FGS 编码算法相比,有效地提高了解码图像的主观质量,而且同样具有 FGS 编码算法所具有的各种优良性能,如:自适应网络带宽变化,增强层码流对错误的鲁棒性等。但是文章使用的是固定的水环扫描方式,如何根据图像序列本身的属性来自动地产生符合人类视觉系统的扫描方式,即水环扫描中心的选择问题是这方面的研究重点,这一工作正在进行之中。 收稿日期:2002 年 7 月)

参考文献

1.DAPENG WU.Transporting Real-Time Video over the Internet Challenges and Approaches[J].Proceedings of the IEEE,2000 88 (2)
2.W Li.Streaming video profile in MPEG-4[J].IEEE trans Circuits and Systems for Video Technology,special issue on streaming video,2001; 11 (5)
3.B Furht.Multimedia broadcasting over the Internet II Video compression[J].IEEE multimedia,1999 5 (1)
4.ITU-T,Recommendation H.263 Video coding for low bit rate communication[S].version 2,1998
5.MPEG Video Group.Generic coding of audio-visual objects Part2[S].ISO/IEC JTC1/SC29/WG11,N2502,FDIS of ISO/IEC 14496-2, 1998-11
6.MPEG Video Groups.FGS VM 3.0[S].ISO/IEC JTC1/SC29/WG11, N3097,Maui,USA,1999-12
7.ISO/IEC 13818.Generic Coding of Moving Pictures and Associated Audio[S].Part 2 video,1994
8.Weiping Li.Overview of Fine Granularity Scalability in MPEG-4 Video Standard[J].IEEE Trans Circuit Syst for Video Technology, 2001 11 (5)
9.Joint Video Team.Water Ring Scan method for H.26L based FGS[S].ISO/IEC JTC1/SC29/WG11 and ITU-TSG16 Q.6,2002

(上接 53 页)

17.黄炎,蒋培,王嘉松等.基于可调变异算子求解遗传算法的欺骗问题[J].软件学报,1999 10 (1) 216-219
18.何军,黄厚宽,康立山.遗传算法求解完全欺骗问题的平均计算时间[J].计算机学报,1999 22 (4) 999-1003
19.X F Qi,F Palmieri.Theoretical analysis of evolutionary algorithms with an infinite population size in continuous space[J].IEEE Trans on Neural Networks,1994 5 (1) 102-119
20.梁艳春,周春光,王在申.基于扩展串的等效遗传算法的收敛性[J].计算机学报,1997 20 (6) 686-694
21.Liang Yanchun,Zhon Chunguang,Wang Zaishen.A study on convergence of canonical genetic algorithms with natural selection[J].Chinese Journal of Electronics,1997 6 (1) 71-75

22.梁艳春,周春光,王在申.选择和变异操作下遗传算法的收敛性研究[J].计算机研究与发展,1998 35 (1) 655-660
23.郭东伟,刘大有,周春光等.遗传算法收敛性的动力学分析及其应用[J].计算机研究与发展,2002 39 (1) 225-230
24.林丹,李敏强,寇纪淞.基于实数编码的遗传算法的收敛性研究[J].计算机研究与发展,2000 37 (1) 1321-1327
25.Perey C.Combinative optimization with use of guided evolutionary simulated annealing[J].IEEE Transactions on Neural Network,1995 6 (2) 290-295
26.侯广坤,骆江鹏.一种理想并行遗传算法模型[J].软件学报,1999 10 (5) 557-559
27.彭伟,卢锡城.一种函数优化问题的混合遗传算法[J].软件学报,1999; 10 (8) 819-823