

基于遗传算法的图像序列译码性能分析

汪一鸣¹, 李筑文²

(1. 南京邮电学院, 江苏南京 210003; 2. 苏州大学电子信息学院, 江苏苏州 215000)

摘要: Fano 算法在码树上始终只跟踪一条路径, 因此遭到比较严重的噪声干扰时, 容易偏离正确路径, 并且难以在较短时间内回到正确路径上来. 本文提出了一种基于遗传算法的纠错序列译码算法, 将遗传算法具有的全局优化的迭代进化用于序列译码中, 使得译码序列不仅保留最大似然路径, 也扩展一些似然度比较小的路径, 使被选中的路径具备多样性, 可以搜索比较宽的范围, 从而尽可能跟踪到最佳路径. 同时, 能根据干扰的大小通过门限调节自适应地改变群体规模, 达到正确而且快速搜索译码的目的. 全文讨论了该算法的基本原理和实现可行性, 并将这种算法用于视频图像纠错, 给出了实验结果及其性能分析.

关键词: 遗传算法; 序列译码; 群体规模; 门限调节; 性能分析

中图分类号: TN911. 22, TN919. 3 **文献标识码:** A **文章编号:** 037222112 (2004) 030492204

The Performance Evaluation of the Image Sequential Decoding Based on Genetic Algorithm

WANG Yi2ming¹, LI Zhu2wen²

(1. Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing, Jiangsu 210003, China;

2. The School of Electronics and Information Eng. Soodhow University, Suzhou, Jiangsu 215000, China)

Abstract: Fano Algorithm only searches one path, and it may easily lose correct path when encountering severe noise interference. A new sequential decoding method based on Genetic algorithm is proposed. This method uses globally optimized iterative evolution search strategy and processes several paths simultaneously, so as to not only keep the maximum likelihood path but also extend some less likely paths. As a result, it can search wider range and trace the path optimally; it also can adjust the threshold self-adaptably to change the population size in order to decode correctly and rapidly. The basic theory and feasibility of its realization are discussed and used in the error correction of the video data transmission. The experimental results and performance evaluation have also been given.

Key words: genetic algorithm; sequential decoding; population size; threshold adjustment; performance evaluation

1 引言

根据卷积码的原理, 为了检测并纠正更多的错码, 必须增大约束度. 但当码的约束度 k 变长时, 待扩展与保留的路径数 $N = 2^{k-1}$, 码树的结构会指数地变得极其复杂, 使得所需要的存储空间和搜索码树的时间都变得极为庞大, 从而无法实现最大似然译码所需的对整个码空间的搜索. 针对长约束度这种情况, 通常采用序列译码算法^[1]. 这种算法不是搜索全部的码空间, 而是仅连续地注意看来最有可能包含实际信息的码空间部分. 当受到的噪声干扰比较小, 正确的信息序列比较容易判断时, 它仅进行少量的操作; 而当受到的噪声干扰比较大, 正确的信息序列难以判断时, 就花费较多的操作.

序列译码沿着码树前进时, 由于始终在一条路径上向前扩展, 因此遭到噪声干扰比较严重时, 容易偏离正确的路径, 并且难以在较短的时间内回到正确的路径上, 从而导致接

下来的译码输出较多错码. 换言之, 噪声干扰使得序列译码被选中的路径不具广泛的代表性, 容易陷入次优的局部搜索区域, 丢失存在正确路径的最优搜索区域, 最终导致译码出错.

目前, 遗传算法作为一种基于群体进化的全局优化算法而深受关注^[2~4]. 其主要采用的三个算子(选择、交叉和变异, 使得在整个进化阶段维持群体的多样性, 增强了全局搜索能力. 许多传统的搜索方法都是单点搜索算法, 即通过一些变动规则, 使问题的解从搜索空间的当前解(点)移到另一解(点). 对于多峰分布的搜索空间, 这样搜索常常会陷于局部的某个单峰的优解. 相反, 遗传算法是采用同时处理群体中多个个体的方法, 即同时对搜索空间中的多个解进行评估, 这一特点使得遗传算法具有较好的全局搜索能力, 减少了陷于局部次优解的风险.

正是由于上述原因, 本文提出了基于遗传算法的序列译码纠错算法, 即将遗传算法具有的全局优化的迭代进化用于

序列译码中, 改造传统的算法, 使得译码算法不仅保留最大似然路径, 也扩展一些似然度比较小的路径, 这样被选中的路径具备多样性, 可以搜索比较宽的范围, 从而尽可能跟踪到最佳路径, 达到正确而且快速地搜索译码的目的。

2 针对视频图像的序列译码

与一般的软判决序列译码不同, 这里考虑的传输报文是视频压缩图像, 其数据量很大(设为 L), 还需要特别指出的是发送端设计成卷积编码在压缩编码的同时完成, 接收端设计成纠错与解压同时完成(所谓同时指以比特为单位同时进行)^[5]. 因此不可能对整个大报文作似然译码, 也不可能对一个信息比特执行多达 L 次的计算. 针对视频图像的序列译码要对传统的 Fano 算法作一些改进. 主要为: 1 在输入比特和输出比特之间使用定长的比特时延 $k@n$ (n 为整数), n 与时延成正比; 2 在接收端设置一个远小于 L 的与比特时延相同的缓存结构 $k@n$ 用于后退搜索; 3 如果后退至缓存器溢出还不能确定正确路径, 就开始利用随后到达的接收比特重新同步, 而不是丢弃该报文. 显然, 重新同步一定会引入不可检出的差错; 4 收尾比特仅由发送端在整个报文结束时加入。

3 遗传算法的引入

遗传算法是借鉴生物界自然选择和遗传机制的随机化搜索算法. 要应用遗传算法, 首先要找到遗传算法中信息表示与序列译码参数的对应关系. 一般而言, 染色体(即个体)对应的是一串结构数据, 串中每个数据相当于一个基因片断. 一定数量的个体组成了群体. 群体中个体的数目称为群体的大小或群体规模. 而各个体对环境的适应程度叫做适应度. 每个个体表示给定问题搜索空间中的一个解点. 遗传算法从任一初始化的群体出发, 通过随机选择(使群体中优秀的个体有更多的机会传给下一代)、交叉(体现了自然界中群体内个体之间的信息交换)和变异(在群体中引入新的变种确保群体中信息的多样性)等遗传操作, 使群体一代一代地进化到搜索空间中越来越好的区域, 直至抵达最优解点. 一般而言, 算法是通用的, 并不依赖于问题的领域和种类, 但具体到图像序列的译码, 在深刻理解求解问题的前提下构造相应的遗传算法则成为关键。

首先是个体编码方式. 已知图像码序列的长度为 L , 则个体由 L 个基因片断排列组成, 其中第 i 个基因片断代表码树图上第 i 级的某一节点, 每个个体代表码树图上的一条路径. 若卷积码编码器的寄存器长度为 k (即约束度), 码率 $R_a = 1/n_0$, 基因片断按 $(k-1)$ 比特编码. 所有的遗传算法都以基因片断为最小基本单位进行操作。

其次是适应度函数的选择和量化评价. 在二进制对称信道(BSC)的情况下, 采用 Fano 度量作为适应度函数, 即

$$D_m(l) = \sum_{i=0}^{l-1} \log_2 \frac{P(R_i|C_i)}{P(R_i)} - n_0 l R_a \quad (1)$$

其中, l 为已扩展的路径长度, 即个体已经进化的次数, 下标 m 表示路径编号, 其余符号见本文第 4 部分. 显然, $D_m(l)$ 越大, 个体越优秀。

然后是确定诸如群体规模、选择算子、交叉算子、变异算子等运行参数. 群体规模用 M 表示($M \ll N = 2^{k-1}$), 所有个体都初始化为全零比特, 初始适应度值为 0; 选择操作使用最基本和常用的适应度比例方法. 设个体 m 的适应度为 $D_m(l)$, 则 m 被选择的概率为 $P_{sm} = D_m(l) / \sum_{m=1}^M D_m(l)$. 显然, 概率 P_{sm} 反映了个体 m 的适应度在整个群体的个体适应度总和中所占的比例. 个体适应度越大, 其被选择的概率就越高, 反之亦然. 在遗传算法的初期(即进化次数 $l \ll \log_2 M$ 时), 所产生的新个体都被保留, 作为新的后代. 接下来, 所有的个体按自然选择, 优胜劣汰的繁殖规律产生新的后代, 即用适应度函数评定个体的优劣度, 用赌轮法决定遗传机会的大小, 为防止在进化过程中某一代的最优解被选丢, 结合使用最佳个体保存的方法, 即把群体中适应度最高的个体直接复制到下一代中. 至于交叉, 由于卷积码的前后码组之间有关联, 如果在个体之间进行交叉操作, 就会破坏这种固有的联系, 因此交叉算子操作不便于实现. 变异操作定义为在第 i 轮进化时, 将卷积码编码器的寄存器内容(即经过 $i-1$ 轮进化后的个体)右移一位, 寄存器左端输入为 1 或 0, 从而生成两个新个体, 相当于在码树上前进了一个节点. 如图 1 所示. 所有个体每发生一次变异, 就产生两倍数目的新个体. 经过选择后, 只有 M 个个体能够存活下来, 作为新的后代, 继续进行下一轮繁殖、进化。

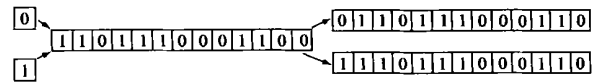


图 1 基因片段的变异

最后是译码结束条件. 当进化次数为 L 次, 达到码树图的最末级节点时, 译码停止。

如果仅仅使用遗传算法, 这里有两个问题: 其一, 群体的大小将对译码结果产生影响, 即当群体数不能达到编码器的状态数时, 在差错较多时, 通过整个码树的最大似然路径仍可能不在其中, 而如果保留足够的群体规模, 遗传算法就无法实用. 其二, 一般的遗传算法虽然由于概率特性会产生一些适应度不高的个体, 但随着进化过程的进行, 新的群体中总会更多地产生出优良的个体, 达到最优解或准最优解是必然的, 只不过收敛快慢不同罢了. 而此处遗传译码是动态的, 一旦译码输出, 期望的最优个体的这一基因片段就成定局, 错了也无法纠正. 己见有基于遗传算法的译码报道^[6]即存在这两个问题, 其群体大小是固定的, 且为给定码长的分组码, 计算复杂度仍很大。

为了解决以上问题, 考虑遗传算法与 Fano 算法相结合, 引进门限 T 和门限间隔 $\$T$ 的概念, 使群体规模 M 成为自适应的. 其大体思路是设定一个门限, 所有路径度量满足门限值的, 才能算作群体的一员, 不满足的个体被先行舍弃. 然后根据当前群体中的个体各自的度量值大小求出选择概率, 用赌轮法确定遗传的机会, 路径度量大的个体得到较大的遗传机会, 但只要得到遗传机会的, 都在变异中演化成两个新个体(图 1), 而不会因为遗传机会大而繁殖较多的后代, 完成变异后再将门限提高一步, $T + \$T$. 在这些新后代中重新确定新的

群体,继续进化.显然,如果差错较少,正确路径度量远大于其他路径度量, M 的个数就会比纯遗传算法大大减少,使算法可以实用.而如果 M 条路径(个体)的遗传后代其度量值都不满足门限增量,则转向相邻的所有备选路径(指后退一个节点,搜索不在原群体 M 内的又不多于规定最大路径数 M_{max} 的所有较好路径,图 2 中用 m 表示),寻找旁系遗传后代.如果这些备选路径仍无法满足门限要求,则丢弃所有从该次进化扩展出去的路径,仅仅从路径度量最大的节点进行后退,降低门限,重新确定新的群体.后退部分与 Fano 算法是完全一致的,一般需要确定一个与缓存器有关的最大后退长度 $k @ n$. 图 2 是本文提出算法的流程图.其中 $E(l)$ 为 0 表明在向前进化,为 1 表示转向旁系进化, F 为 0 表示在以前未扩展过的新路径上进化,为 1 表示在后退过的路径上重新前进.从图中可以看到,当译码器试图从一个节点向前移动时(a 点),先计算群体中所有码支路信息比特 0 与 1 相对应的支路度量,并与最初的路径度量值相加,保留大于门限值的路径为新的群体 M_c ,经计算个体适应度、选择操作后使个体进化,每当所有个体中最小的一个路径度量都超过了一个较大门限,就将门限上调一步(i 点),否则不改变门限,再次前进到下一个节点(j 点).当 M 个路径均不满足当前门限时(k 点),经 c 点返回原节点,并经 g 点到达 b 点,检查备选路径 m ,如果所有备选路径也不满足门限(l 点),则经 c、f 开始后退搜索,后退搜索仅取群体中路径度量最大的一条(d 点),并在这条路径也不满足当前门限时,将门限降低 T (e 点),重新跟踪.注意当译码器返回前面已经检查过的节点时,不允许增加门限(h 点).一旦重新走上新的路径,就输出一个译码比特.可以说,遗传算法的加入减少了序列译码中后退的概率, Fano 算法的加入增加了算法的灵活性,也使不可检出错误下降.两者相辅相成.

4 实验结果和性能分析

本文的实验在以下条件下获得:

(1) 路径度量计算: 设发送码序列的长度为 L , 所采用的卷积码将每一信息比特编码为含有 n_0 比特的码字, 即码率 $R_a = 1/n_0$.

设信息序列为:

$$I = [I_0 \ I_1 \ I_{L-1} \ \underbrace{0 \ 0 \ 0}_{k \neq 0}]$$

编码输出为: $C = [C_0 \ C_1 \ C_{L+k-1}]$

接收矢量为: $R = [R_0 \ R_1 \ R_{L+k-1}] = [C_0 + E_0, C_1 + E_1, \dots, C_{L+k-1} + E_{L+k-1}]$

设码序列经过二进制对称信道(BSC)传输后,所发送的码序列 C 变成接收码序列 R 的条件概率为

$$P(R|C) = \prod_{i=0}^{L-1} P(R_i|C_i) = \prod_{i=0}^{n_0(L-1)} P(r_i|c_i)$$

$$P(R) = \prod_{i=0}^{L-1} P(R_i) = \prod_{i=0}^{n_0(L-1)} P(r_i)$$

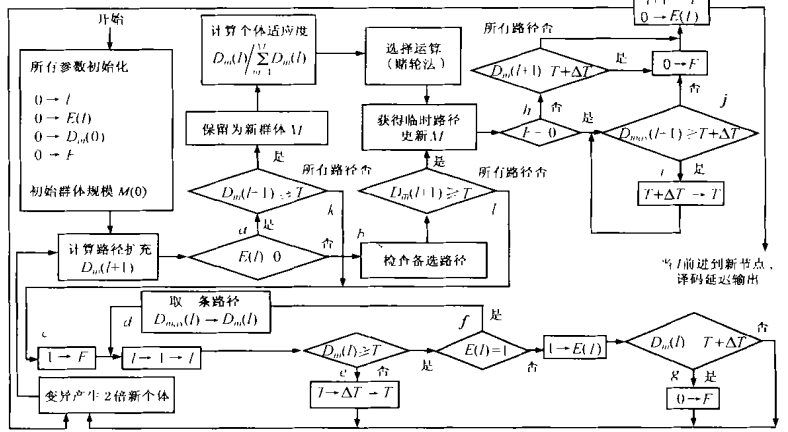


图 2 基于遗传算法的序列译码流程图

设所有的码序列都以相同的概率被发送, 则 $P(C) = 2^{-L}$. 根据贝叶斯公式:

$$P(C|R) = \frac{P(C)P(R|C)}{P(R)} = \frac{2^{-L} \prod_{i=0}^{n_0(L-1)} P(r_i|c_i)}{\prod_{i=0}^{n_0(L-1)} P(r_i)}$$

$$= 2^{-L} \prod_{i=0}^{n_0(L-1)} \frac{P(r_i|c_i)}{P(r_i)}$$

即: $\log_2 P(C|R) = -L + \sum_{i=0}^{n_0(L-1)} \log_2 \frac{P(r_i|c_i)}{P(r_i)}$

$$= \sum_{i=0}^{n_0(L-1)} \left\{ \log_2 \frac{P(r_i|c_i)}{P(r_i)} - \frac{1}{n_0} \right\}$$

$$= \sum_{i=0}^{n_0(L-1)} \left\{ \log_2 \frac{P(r_i|c_i)}{P(r_i)} - R_a \right\} \quad (2)$$

所以当有最大的似然函数时,便有最大的后验概率.

在式(2)中, 令比特度量 $M(r_i|c_i) = \log_2 \frac{P(r_i|c_i)}{P(r_i)} - R_a \quad (3)$

则分支度量 $M(R_i|C_i) = \log_2 \frac{P(R_i|C_i)}{P(R_i)} - n_0 R_a \quad (4)$

最终路径度量 $M(R|C) = \sum_{i=0}^{L-1} \log_2 \frac{P(R_i|C_i)}{P(R_i)} - n_0 L R_a \quad (5)$

由于在 BSC 情况下, $P(r_i) = 1/2$, 设信道的比特差错率为 P_e , 则

$$M(r_i|c_i) = \begin{cases} \log_2(1 - P_e) - R_a, & r_i = c_i \\ \log_2 2P_e - R_a, & r_i \neq c_i \end{cases} \quad (6)$$

(2) 门限间隔 T : 由 $\frac{ST}{M(R_i|C_i)_{R_i=C_i}} = 4 \sim 7$ 决定^[1]. ST 与

P_e 有关, 一旦选定, 是一个固定值. 如 $P_e = 1 @ 10^{-2}$, 由式(6), $M(r_i|c_i)_{r_i=c_i} = 0.1486$, $M(r_i|c_i)_{r_i \neq c_i} = -0.6144$, 为方便计算机操作, 采用整数度量, 即化 $M(r_i|c_i)_{r_i=c_i} = 1$, 故正确分支度量 $M(R_i|C_i)_{R_i=C_i} = 2$, 其他情形路径度量也可分别求出. 故 $ST = 8 \sim 14$.

(3) 适应度函数: 前进到 1 点的路径度量, 见式(1).

(4) 卷积码及约束度: $n_0 = 2$, 卷积码见表 1, 最大后退长度

(缓存) $k @ n = 13 @ 10$ 比特.

表 1 卷积码及约束度

约束度	码抽头连接	
	G_1	G_2
13	1000101011011	1111110110001

(5) 数据对象: 视频图像 akiyo, 352@288, 8 帧为一个处理单元, 压缩为 015bit/pixel(信源信道混合编码后).

(6) 误码率发生器由在(0, 1)内均匀分布的随机数发生器构成, 经过置信度检验.

表 2 分别试验了单独采用 Fano 译码和基于遗传算法固定群体规模的序列译码, 以进行性能的比较. 实验中的每个结果都通过多次测试求平均值的方法来确定.

表 2 固定群体规模遗传算法与 Fano 算法的比较
(缓存器长度 13@10bits, \$T\$ 在实验中优选)

误码率 P_e	遗传算法			Fano 算法		
	MSE/pixel	PSNR(dB)	t(s)	MSE/pixel	PSNR(dB)	t(s)
0	3.642	42.517	0.60	3.642	42.517	0.48
$1 @ 10^{-2}$	3.642	42.517	0.61	3.642	42.517	0.52
$2 @ 10^{-2}$	3.642	42.517	0.64	3.642	42.517	0.47
$3 @ 10^{-2}$	3.642	42.517	0.73	277.79	26.786	0.49
$4 @ 10^{-2}$	107.14	34.889	0.85	效果很差, 图像已无法分辨		

从表 2 可以看出, 当卷积码的约束度一定, 在误码率较低的情况下, 基于遗传算法的序列译码与单独使用 Fano 译码相比并没有优势, 因为此时两种方法都可以完全纠错, 均方误差 MSE 仅仅由压缩引起, 纠错已经没有什么提高的空间了. 另外, 由于基于遗传算法的序列译码采用的是群体搜索策略, 进行多条路径的并行处理, 而个人计算机运算并不是并行的, 所以消耗的时间比单独使用 Fano 译码略长. 但是在误码率较高的情况下, 基于遗传算法的序列译码要比单独使用 Fano 译码好 15 个 dB 以上(见表 2; $p_e = 3 @ 10^{-2}$), 虽然要稍微牺牲一点时间, 但能够换得纠错性能的极大提高, 这就体现出了遗传算法的明显优势.

表 3 比较了自适应群体规模和固定群体规模对同一个带误码的序列图像进行译码的性能结果和译码时间上的差异,

表 3 自适应群体规模与固定群体规模的比较
(误码率: $p_e = 4 @ 10^{-2}$, 缓存器长度 13@10bits)

性能	群体规模		
	自适应遗传算法	固定遗传算法	
	$M_{\max} = 128$	$M = 32$	$M = 64$
平均 PSNR(dB)	40.085	40.416	41.438
PSNR 方差	2.535	3.278	3.664
平均译码总时间 t(s)	1.233	5.400	40.638
时间方差	0.016	26.437	3511.086

表中数据是将门限间隔 \$T\$ 遍取 8~14, 平均后得出. 两种方法在译码性能上没有差异, 但译码时间方差表明, 如果把群体规模固定下来, 一旦门限间隔稍有差异, 计算次数就会大大增加, 而自适应遗传算法对门限间隔的变化有很好的鲁棒性, 从而可以看出采用自适应群体规模的明显优势. 一般来说, 误码率越大, 后退概率越大, 后退路径越长, 要求缓存也越长, 但增加缓存也增加了译码延迟时间. 所以表 2 和表 3 使用 130 比特缓存长度是一个折衷选择. 需要指出, 由于遗传算法进行多条路径的并行处理, 必然增加保存路径的缓存资源, 但缓存长度可相对减少, 这从图 2 相同缓存长度时遗传算法有更好的译码性能可以看出. 同时, 自适应群体规模使前向路径数下降, 这从另一方面降低了对资源的占用.

5 结论

本文提出的基于遗传算法的序列译码是对传统序列译码的改进, 它在噪声干扰严重时能减少后退搜索, 提高纠错能力. 同时, 由于具有自适应群体规模, 又比一般遗传算法能大大减少在码树上前进的时间, 达到快速译码的目的. 再者, 它适用于压缩编解码和纠错编解码同时进行的混合方案, 提高了编码效率.

参考文献:

- [1] A M Michelson, et al. Error Control Techniques for Digital Communication [M]. New York: John Wiley & Son, 1985. chapter 10.
- [2] J H Holland. Adaptation in Nature and Artificial Systems [M]. Massachusetts: MIT Press, 1992.
- [3] K A De Jong. An Analysis of the Behavior of a Class of Genetic Adaptive Systems [D]. Michigan: University of Michigan, No 7629381, 1975.
- [4] D E Goldberg. Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning [M]. Boston: Addison-Wesley, 1989.
- [5] 汪一鸣, 赵星涛, 曹建新. 一种小波图像压缩编码的抗干扰算法 [J]. 计算机辅助设计和图形学报, 2001, 13(5): 403-406.
- [6] 陈军, 孙韶辉, 等. 基于遗传算法的卷积码快速译码 [J]. 电子学报, 2000, 28(9): 137-139.

作者简介:



汪一鸣 女, 1956 年生于江苏苏州, 南京邮电学院博士生, 苏州大学教授, 主要研究方向为多媒体通信和无线通信. Email: wyiming@public1.sz.js.cn

李筑文 男, 1976 年生于江苏苏州, 苏州大学通信与信息系统硕士研究生, 2002 年获硕士学位, 主要研究方向为图像的信源信道编码和通信中的信号处理.