

基于 Context 模型的非嵌入式小波彩色图像编码方案*

余锦华, 陈建华, 李东晖, 余 炜, 施心陵

(云南大学 电子工程系, 云南 昆明 650091)

摘要: 在零树小波思想的基础上, 结合 Context 模型提出了一种新的彩色图像编码方案. 首先对原彩色图像的 3 个分量进行色标体系变换, 然后对变换后的 3 个分量分别进行离散小波变换. 离散小波变换后的系数首先由门限值筛选操作产生一个 Significance Map 符号流, 该符号流用零树结构表示. 接着对非零系数进行均匀量化, 将大于门限的值分解为: MSB 符号流及剩余的二进制符号流. 为了降低存在于 Significance Map 及 MSB 符号流中的冗余, 我们提出了简单有效的 Context 模型, 而对剩余的具有弱相关性的二进制符号流则直接使用自适应算术编码. 经过实验对比证明了该方案在彩色图像编码中具有较优的压缩特性.

关键词: 离散小波变换; 零树结构; Context 模型; 自适应算术编码

中图分类号: TN 919. 81 **文献标识码:** A **文章编号:** 0258- 7971(2003)02- 0110- 05

小波变换与其它的变换编码方法一样, 也是将图像信号转换到频域系数空间上进行处理. 但与经典的 Fourier 变换相比, 小波变换克服了 Fourier 变换时域(空间域)整体化, 无法给出信号在时间(空间)上局部频率信息的缺点, 以其特有的时频局部化特性, 在变换编码领域中独树一帜.

其中, Shapiro^[1] 的嵌入式零树小波编码方法 (EZW) 是最具有影响的小波图像编码方法之一. EZW 编码很好地利用了小波变换系数的能量压缩特性, 将跨带相关与零树编码有机结合, 从而得到较高的压缩性能, 其框图如图 1.

一幅图像经过若干级分解后, 其小波系数的分

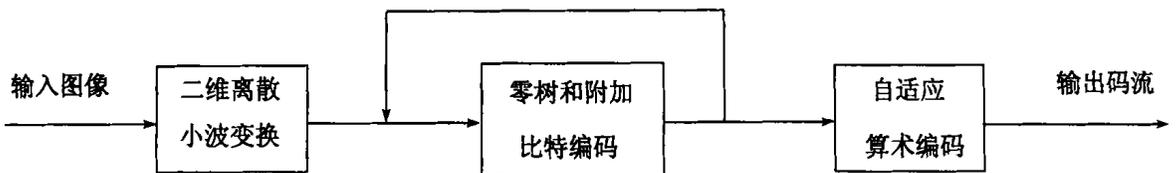


图 1 嵌入式零树小波编码过程

Fig. 1 The coding process of embedded zerotrees wavelet

布特点是: ①大部分图像能量总是集中在最低频子图像中, 并且从低频到高频呈递减分布趋势; ②各子图像对应相同空间位置的像素间有较强相关性. EZW 算法正是利用了小波变换系数的以上特点, 引入零树结构使得变换后非零系数的位置得以有效表示. 其中零树结构的表示将在本文的第 2 部分提到. EZW 的编码思想是不断扫描变换后的图像,

生成多棵零树来对图像编码: 每一棵零树的形成需要对图像进行 2 次扫描. 在生成第 1 棵零树时, 首先找出变换后图像的最大绝对值系数, 用它的一半作为初试阈值, 对图像进行第 1 次扫描. 将变换图像中绝对值小于阈值的系数看作 0, 然后按零树符号的定义形成零树. 在第 2 次扫描中, 对那些绝对值大于阈值的节点按其绝对值是否超过阈值的 1.5

* 收稿日期: 2002- 06- 14

基金项目: 云南省自然科学基金资助项目(1999F0003Q).

作者简介: 余锦华(1978-), 女, 云南人, 研究生, 主要从事图像压缩编码的研究.

倍附加一个比特 1 或 0 来描述其精度, 这样做的目的是进一步确定非零节点系数值的变化范围. 而后将阈值减半, 再经 2 次扫描生成第 2 棵零树, 在第 1 次扫描生成零树时, 以前已经大于阈值的节点不再考虑, 而第 2 次扫描附加比特时则要考虑以前非零的节点以继续求精. 如此往复下去, 不断生成零树, 直到达到需要为止(其具体细节见文[1, 2]). 由此可见, EZW 是一种嵌入式编码, 嵌入式编码从一幅空图像开始, 得到逐步精确的图像. 然而, 对于特定的比特率和失真率, 由于非嵌入式编码摆脱了嵌入式方法本身的限制, 往往比嵌入式编码更加有效^[1]. 本文借鉴了变换系数的零树结构表示, 放弃了嵌入式结构, 通过引入 Context 模型提出了一种新的彩色图像编码方案.

1 编码过程概述

首先对原彩色图像的 3 个分量进行色标体系变换, 然后对变换后的 3 个分量分别处理如下: 在

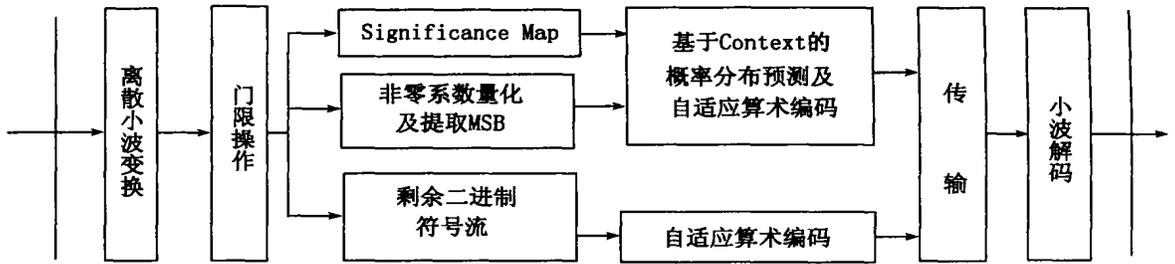


图 2 基于 Context 模型的非嵌入式小波编码过程

Fig. 2 The process of non-embedded wavelet coding based on Context modeling

2 离散小波变换的量化

对于变换后小波系数的量化我们采用了均匀量化器, 尽管我们知道良好的量化效果可能通过使用相对复杂的量化器得到, 比如说矢量量化器或非均匀量化器, 但有资料证明^[3], 如果量化级数足够多, 在量化误差较小的情况下, 均匀量化接近最优的量化方法. 在本文中的方法中, 经过门限操作后对所有非 0 的值进行均匀量化. 为了使量化误差尽量小, 量化器的量化级数必须足够大(一般为 $2^3 \sim 2^7$), 这就使得变换系数经过均匀量化后符号的级数将非常多. 为了有效进行编码, 我们需要用 Context 模型对小波系数中重要的部分进行处理, 这在论文的下一部分说明. 本论文使用的均匀量化器可以描述为

进行均匀量化之前所有的离散小波系数首先被一门限值筛选, 门限值的大小也决定了图像恢复的质量. 所有绝对值大于门限的离散小波系数为非 0 值, 而绝对值小于门限的系数为 0 值, 经过门限操作产生一个 Significance Map (0-1) 符号流, 该符号流用零树结构编码. 接着对非零系数进行量化, 并提取出量化系数的二进制最高位 (MSB), 形成 MSB 符号流, 该符号流对于图像的压缩和重建都起着很重要的作用. Significance Map 及 MSB 符号流之中存在着由于小波变换产生的强相关性, 对此我们提出了简单有效的 Context 模型来预测它们的条件概率分布情况, 然后再提供给自适应算术编码器进行编码; 而对非零系数提取了 MSB 后的剩余二进制符号流, 由于具有弱相关性则可直接使用自适应算术编码.

对变换后的每一个分量编解码过程框图如图 2 所示.

$$I = \begin{cases} (-3\Delta, -T), & \text{当 } k = -1, \\ (-T, T), & \text{当 } k = 0, \\ (T, 3\Delta), & \text{当 } k = 1, \\ ((2k-1)\Delta, (2k+1)\Delta), & \text{其它.} \end{cases} \quad (1)$$

(1) 式中 Δ 代表量化间隔的度量, T 代表门限值. 除第 1, 2 级外, 量化间隔均为 2Δ . 因为普通图像经过小波变换以后, 大量的系数值分布在 0 值的附近. 为了提高量化精度我们适当的减小了第 1 级的量化间隔, 其减少的量在第 2 级中补上. 这样使得第 1, 2 级量化间隔之和还是 4Δ . 在对自然图像处理的实验中, 我们观察到为了获得较好的码率失真特性, Δ 应该是介于 $0.6T \sim 0.9T$ 的值. 通过简单的线性回归统计我们找到 $\Delta = 0.775T$ 较好的满足了我们的测试的所有图像及其相应的所有的比特率.

3 Context 模型

一般来说 Context 模型越适应于信源, 就能得到越短码长的熵编码(如自适应算术编码). 但是, 当采用 Context 模型来预测信源符号的条件概率分布时, 如果信源符号的数目很多, 则需要定义很多概率分布函数族来共同预测符号的分布情况. 当模型复杂到一定程度时, 由对应条件熵编码带来的码长减少将被模型代价造成的码长增加所抵消. 因此要在模型的大小和模型代价之间做出权衡^[4,5].

下面我们以图 3 为例, 分别介绍对于系数 c 的 Significance Map 和 MSB 的 Context 模型.

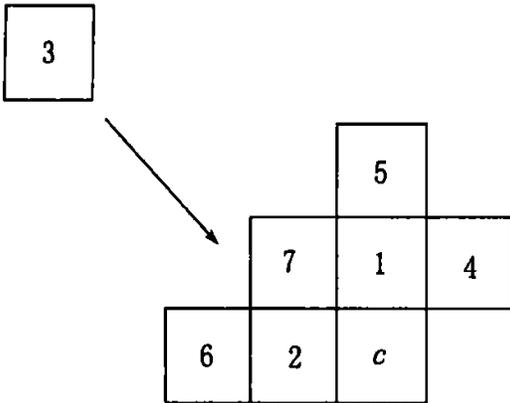


图 3 在 Significance Map 及 MSB 符号流中系数 c 的 Context 模型

Fig. 3 The Context modeling of coefficient c in significance map and MSB stream

在小波变换之后我们通过一个门限值来决定哪些系数是重要的, 哪些是不重要的. 也就是说, 我们用每一个系数的绝对值与给定的门限值比较, 大于门限的值用 1 表示, 小于门限的用 0 表示. 这样就形成了一张 0-1 图, 即 Significance Map, 用以描述门限作后, 非零系数的位置. 接着我们用零树来表示 Significance Map: 如果某系数小于门限, 并且它的子节点系数都小于门限, 这样的节点表示为 ZTR(零树根节点); 如果某系数小于门限, 但是它的子节点又存在比该门限大的系数, 这样的节点表示为 IZ(孤立零); 如果某系数大于门限, 那么将其系数为正的节点表示为 POS(正系数), 其系数为负的节点表示为 NEG(负系数).

对于系数 c 在 Significance Map 中的 Context 模型, 可由与其相邻的系数以及它的上级父节点系数组成. 图中, 系数 3 为系数 c 在零树表示中的父

节点. 如果我们选取所有的这 7 个系数作为 Context 模型, 而彩色图像的每一个通道有 256 个灰度等级, 那么将有 256^7 个条件概率分布函数族产生. 为了在解码端根据已得到的符号确定采用哪个概率分布函数族作为当前解码的条件概率分布模型, 发送端就需要发送所有这 256^7 个条件概率分布函数族. 很显然, 传送这些条件概率分布函数族本身就会造成编码码长的大量增加, 也就是我们所说的 Context 模型的模型代价^[4]. 为了降低 Context 模型的模型代价, 我们需要采用模型事件的量化这一重要的技术^[5]. 对于当前节点 c 而言, 判断其父节点 3 是否为重要的就很关键. 因为如果 3 为 ZTR, 那么 c 就无须编码; 如果 3 为 IZ, 那么 c 为重要系数的概率就较高. 根据经验我们知道系数 4, 5, 6, 7 对系数 c 的影响就远比系数 1, 2 对 c 的影响小, 因此我们无须将系数 4, 5, 6, 7 单独考虑为 4 个 Context 模型事件, 而只须将它们综合考虑. 这样, Context 模型事件的数量就大大减少了. 由上面的分析, 我们可定义 $T_i (i=1, 2, 3, 4)$ 为系数 c 的 Context 事件, 假定 $S(i)$ 用来计算 Significance Map 表示中系数 i 的零树符号值. 那么, 系数 c 的模型事件可用(2)式表示:

$$\begin{aligned}
 T1 &= S(1), \\
 T2 &= S(2), \\
 T3 &= \begin{cases} 0 & S(3) \text{ 或者 } S(3) = \text{ZTR}, \\ 1 & S(3) = P \text{ 或者 } S(3) = N, \end{cases} \\
 T4 &= \begin{cases} 0 & S(4), S(5), S(6), S(7) \text{ 为 IZ 或者 ZTR}, \\ 1 & \text{其它}. \end{cases}
 \end{aligned}
 \tag{2}$$

通过 Significance Map 表示了某系数是否大于门限以及该系数的位置信息, 接下来对于大于门限的每个小波变换系数值的编码, 由于其值变化范围很大, 所以我们不能对其直接进行有效的熵编码.

对此我们采取的办法是: 提取出每个大于门限的小波变换系数的二进制最高位, 它代表了该系数幅值大小的主要部分, 对图像的重建是很重要的, 最终形成 MSB(Most Significant Bit) 符号流, 我们再对该符号流进行熵编码. MSB 符号流的形成如图 4 所示. 由于小波变换系数相邻空间位置像素的相关性, MSB 符号流的各符号间也存在较强的相关性, 我们可以利用 Context 模型来进行有效的熵编码.

对于 MSB 流 Context 模型事件的削减, 我们

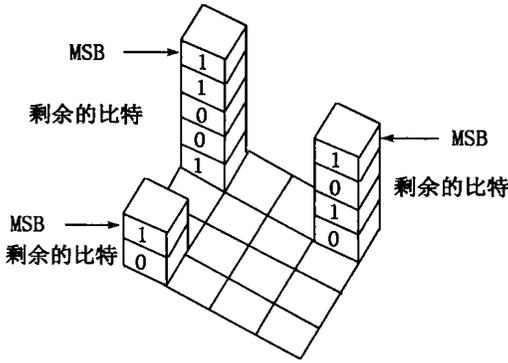


图 4 MSB 符号流的形成

Fig. 4 The forming of MSB stream

使用与处理 Significance Map 不同的策略. 我们现在 MSB 流中会出现 10 个以上的符号, 我们不能将 Context 模型事件的状态简单的归为 0 或者是非 0. 实验中我们发现, 对于估计系数 c 的 MSB 条件概率, 系数 1 的 MSB 是最重要的 Context 模型事件. 而对于剩下的 6 个系数的 MSB, 每一个较之系数 1 的 MSB 对系数 c 的 MSB 条件概率的影响就小得多. 因此, 我们可以将它们综合考虑为一个 Context 模型事件, 最简单的方法就是将这 6 个系数加权求和的 MSB 作为第 2 个模型事件, 这样就使 MSB 流的 Context 模型事件的数量减少为 2 个. 过多的模型事件不但会造成模型代价的激增, 而且对提高熵编码的效率也是没有太大帮助的. 于是 MSB 流的 Context 模型事件可用 (3) 式表示

$$T1 = \text{INT}(\log_2(q_1)),$$

$$T2 = \text{INT}(\log_2(\text{INT}(q_2 * k_2 + q_3 * k_3 + q_4 * k_4 + q_5 * k_5 + q_6 * k_6 + q_7 * k_7))),$$

(3)

式中, $q_1 \sim q_7$ 是系数 1~7 的量化值. $\text{INT}(\log_2(\cdot))$ 表示找到系数的 MSB 位, 即系数二进制表示的位数, 在实际编程中该操作是由一系列的二进制移位操作实现的. $k_1 \sim k_7$ 是各系数的权值, 我们根据在实验中得到的经验值来决定它们.

图 4 中, 对提取了 MSB 位余下的比特, 由于其弱相关性, 我们将它们也提取出来单独组成一个符号流, 直接使用自适应算术码编码.

通过以上对 Significance Map 及 MSB 流 Context 模型事件的削减, Context 模型的模型代价就大大地减少, 从而提高了熵编码的效率.

4 自适应算术编码

一幅图像的统计特性随图像的内容改变而改

变. 自适应算术编码方法就是以图像信息的统计特性的变化为依据不断调整的算术编码方法. 实现自适应算术编码, 我们需要对图像信息的概率分布 (符号流的直方图) 边统计边编码. 在编码过程中, 各个符号的概率初始值是相同的, 依据编码中出现的符号而相应的增加其概率值. 而对于当前符号的编码, 就要以之前编码的符号所形成的概率分布为依据, 编码完成后也对概率分布进行相应的修改. 依此下去, 直到信源终止. 因为使用了 Context 技术, 我们可以使用超过一个的直方图来反映符号序列之间的高阶相关性. 由于对信源我们没有任何的先验知识, 随着编码符号增多到一定程度, 概率分布模型的更新就不能很好地反映当前符号的概率统计特性. 所以对于新一组符号序列概率统计特性的学习以及对上一组符号序列概率统计特性的抛弃必须足够的快, 这样我们得到的直方图才能更有效的反映当前符号的概率统计特性.

在本论文中我们使用了基于 Daubechies7-9 滤波器集^[6]的离散小波变换, 对图像进行 6 层小波分解, 并产生 19 个子带. 通过对 MSB 符号流的分析, 我们发现不是所有的符号都会出现在每一个小波子带的系数中. 比如说我们对彩色图像“lena”的一个分量进行小波变换后得到的 MSB 流进行了分析: 在所得的 19 个子带中, 每个子带所用到的最大符号值为:

11, 10, 9, 9, 9, 9, 9, 8, 8, 8, 7, 7, 7, 6, 5, 5, 4, 3, 2

该顺序是按照塔状结构自顶向下排列的, 如图 5 所示:

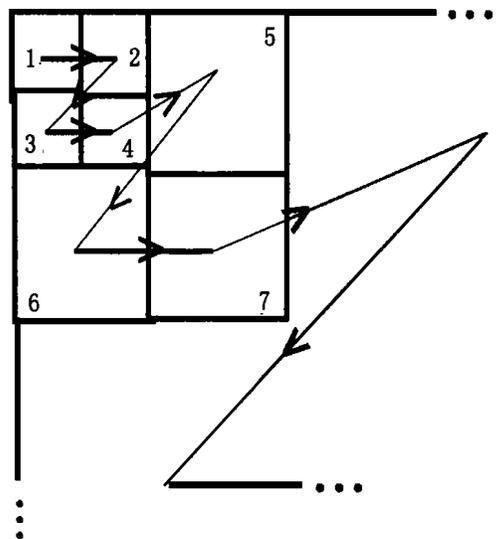


图 5 编码顺序

Fig. 5 The order of coding

这就意味着符号 11 只出现在子带 1 中,而符号 11, 10 只同时出现在子带 1 和 2 中等等. 这是一个我们能够用来提高编码性能的重要特性. 根据该特性, 我们就不必完全依赖于概率模型的自适应、自学习, 而可以通过送给概率模型反映每个子带所需的最大符号值信息, 主动的使概率模型截去一部分对当前子带符号编码而言不需要的概率信息. 这样, 对当前子带编码时, 编码码字表就只限于当前子带出现过的所有符号. 通过这样的操作, 自适应算术编码器就能在更快的自适应模型基础上对符号流编码了, “模型代价”也就降低了.

5 实验结果及结论

在我们的实验中, 离散小波变换采用了最常用的 Daubechies 7-9 滤波器集, 自适应算术编码器使用的是 I. H. Witten^[7] 的算术编码器. 我们对 $512 \times 512 \times 24$ 彩色图像实验结果的 PSNR 值与较有代表性的 SPIHT^[8] 和 JPEG 算法的结果进行了比较, Lena, Barbara, Airplane 和 Baboon 四幅图的比较结果在表 1~4 中列出. 其中 PSNR 的计算方法如式(4):

$$\text{PSNR} = 10 \times \lg \left[\frac{255^2}{\text{MSE}} \right], \quad (4)$$

其中, MSE 为解码图像与原图像的均方误差.

经过对多幅彩色图像的编码结果统计, 本文算法较之 SPIHT 算法在同样的比特率下, PSNR 值提高的平均值为: 0.41365 db. 值得指出的是, 对于那些规律性强的图像, 本文的算法结果可超过 SPIHT 1 db 左右. 而较之 JPEG 则有更大的提高. 实验结果表明我们的编码方案比起其它编码方案有了明显的改进, 证明该算法在图像编码应用中有一定的潜力.

表 1 Lena 图像压缩效果比较

Tab. 1 The comparison of coding result of image Lena

PSNR	0.25	0.5	1.0
本论文算法	30.61	32.66	34.82
SPIHT[8]	30.80	32.40	34.54
JPEG	27.81	30.08	32.33

表 2 Barbara 图像压缩效果比较

Tab. 2 The comparison of coding result of image Barbara

PSNR	0.25	0.5	1.0
本论文算法	28.25	32.12	36.43
SPIHT[8]	27.40	30.95	35.41
JPEG	22.39	24.51	22.39

表 3 Airplane 图像压缩效果比较

Tab. 3 The comparison of coding result of image Airplane

PSNR	0.25	0.5	1.0
本论文算法	31.47	34.74	37.55
SPIHT[8]	30.94	34.17	37.40
JPEG	25.31	28.93	32.12

表 4 Baboon 图像压缩效果比较

Tab. 4 The comparison of coding result of image Baboon

PSNR	0.25	0.5	1.0
本论文算法	31.47	34.74	37.55
SPIHT[8]	30.94	34.17	37.40
JPEG	25.31	28.93	32.12

参考文献:

- [1] SHAPIRO J.M. Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients[J]. IEEE Trans signal processing, 1993, 41(12): 3445—3462.
- [2] 徐佩霞, 孙功宪. 小波分析与应用实例[M]. 北京: 中国科学技术大学出版社, 2001.
- [3] BERGER T. Optimum quantizers and permutation codes[J]. IEEE Trans Informat Theory, 1972, 18(6): 759—765.
- [4] RISSANEN J. Universal coding, information, prediction and estimation[J]. IEEE Trans Info Theory, 1984, 30: 629—636.
- [5] WU X. Lossless compression of continuous tone images via Context selection, quantization, and modeling[J]. IEEE Trans image processing, 1997, 6: 5.
- [6] ANTONINI M, BARLAUD M, MATHIEU P, et al. Image coding using wavelet transform[J]. IEEE Trans Image processing, 1992, 1(2): 205—220.

参考文献:

- [1] HALZAN F, MARTIN A D. Quarks & Leptons: An introduction course in modern particle physics[M] . New York: John Wiley& Sons, 1984.
- [2] KIKOLAEV K N, ZAKHAROV B G. Particles and Fields[J] . Z Phys, 1991, 49(1) : 607—618.
- [3] BUCH ÜLER W, HAIDT D. Double- logarithmic scaling of the structure function F_2 at small x [J] . DESY, 1996, 5(3) : 96—108.

An approach to gain the proton structure function F_2 of double- logarithmic dependence in the small- x , small- q^2 region

LI Jiarrong

(Department of physics, Qujing teacher's college, Qujing, 655000 China)

Abstract: The proton structure function F_2 is deduced in the small- x , small- q^2 region, which depends on the double- logarithmic x and q^2 and is similar to the result of the fit to the HERA experiment data by W. Buchmüller, Haidt.

Key words: small- x region; structure function F_2 ; cross section.

* * * * *

(上接第 114 页)

- [7] WITTEN I H, NEAL R M, CLEARY J G. Arithmetic coding for data compression. commun[J] . ACM, 1987, 30: 520—540.
- age codec based on set partitioning in hierarchical trees [J] . IEEE Trans circuits syst video technol1996, 6(3) : 243—250.
- [8] SAID A, PEALMAN W A. A new fast and efficient int

Non-embedded wavelet color image coding scheme based on Context modeling

YU Jiarhua, CHEN Jiarrhua, LI Donghui, YU Wei, SHI Xiriling

(Department of Electronic Engineering, Yunnan University, Kunming 650091, China)

Abstract: A novel wavelet coding scheme of color image based on Context modeling is presented. The three components of original color image are transformed into another three components. Then, these three components are processed separately: The discrete wavelet transformed coefficients are first selected by a threshold. The significant coefficients are then quantized with a uniform quantizer and then decomposed into two parts: the most significant bit and the residual bits for entropy encoding. Simple but effective Context modeling schemes are proposed for better squeezing of the redundancy lying in the significant map symbol stream determined by the threshold operation and the MSB symbol stream decomposed from the quantized significant coefficients. With these innovations, the proposed coding scheme is competitive with other best coding algorithms reported in the literature.

Key words: wavelet transform; zero tree; context modeling; adaptive arithmetic coding