

基于上下文的多值图像无失真压缩

李东晖,陈建华,余锦华,刘在强
(云南大学 信息学院,云南 昆明 650091)

摘要: 基于上下文的多值图像无失真压缩能获得较高的编码效率. 图像编码应充分考虑图像的统计差异性. 本文在基于上下文的多值图像无失真编码中结合自适应预测、误差信号非线性分类、误差映射、以及简化的上下文. 通过试验, 对比各种措施的效果. 模拟结果显示, 参数数量大量减少, 编码效率却大大提高了.

关键词: 无失真图像压缩; 上下文; 自适应; 非线性分类

中图分类号: TN919.81 **文献标识码:** A **文章编号:** 1007-855X(2003)01-0073-04

Context - based Lossless Image Compression

LI Dong-hui, CHEN Jian-hua, YU Jing-hua, LUI Zai-Qiang

(Information Science and Technology School, Yunnan University, Kunming 650091, China)

Abstract: Context - based coding is highly efficient in lossless image compression. The statistical characteristics of image should be fully considered during image coding. The context - based image coding scheme is combined with adaptive prediction, nonlinear error classification, error mapping and reduced context, all of which are respectively experimented and compared with each other on effectiveness. Computer simulation shows that coding efficiency is much improved while the number of parameters is considerably reduced.

Key words: lossless adaptive compression; context; adaptiveness; nonlinear error classification

0 引言

论文[1]将论文[2]的方法从二值图像运用到多值图像,取得了有效的结果.普通的预测方法,预测后形成的差值图像被看成是单一分布,然后利用这个分布去进行熵编码.论文[1]和[2]对普通方法进行了改进,论文[1]利用当前像素的周围三个已经处理了的像素的差值信号形成上下文并对不同的上下文进行不同的编码,由于在不同上下文中,当前像素差值的分布不同,因而这样的编码效率将有所提高,论文[1]用实验对此进行了验证.

本文在论文[1]基础上,适应图像的统计特性对图像进行编码.首先,利用自适应预测方法提高效率,第一部分介绍;其次,通过一些措施进一步减少参数数量,第二部分介绍;最后,对差值的分类进行非线性的化分,第三部分中介绍.文中的第四部分给出试验和结果,在最后一部分给出结论.

1 自适应预测

如果在图像的预测编码过程中,所使用的预测器固定不变,那么就称它为非自适应预测. JPEG 标准给出了八种非自适应的预测方案.非自适应预测往往不能取得理想的预测效果,因为图像分布是非平稳的,图像的一些区域是平坦的,而一些部分则显示出边缘、纹路特征.在不同的特征区域,采取不同的适宜的预测方案,提高预测的准确性,这就是自适应预测,它利用当前像素点周围已经扫描过的像素点对该点的分布特征进行估计,根据估计相应采用最佳的预测.自适应预测可看作系数变化的滑动平均(AR)模型.

收稿日期:2002-09-11; 基金项目:云南自然科学基金资助项目(项目编号:1999F0003Q).

第一作者简介:李东晖(1973.3~),男,2000级硕士研究生;主要研究方向:图像压缩、图像处理.

由于自适应预测的准确性比非自适应预测的高,因而误差信号的熵值较低.为提高编码效率,就必须采取自适应的措施,本文使用 JPEG-LS 推荐的自适应方案,被称为中值边缘探测自适应预测器(MED)^[3],它既简单,又高效.其预测过程如下所示:

若 $x \geq \max(a, b)$, 则 x 的预测值等于 $\min(a, b)$;

若 $x \leq \min(a, b)$, 则 x 的预测值等于 $\max(a, b)$.

否则 x 的预测值等于 $a + b - c$.

当前预测点 x 与周围像素 a, b, c 的位置关系如图 1 所示.

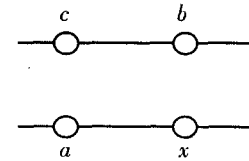


图 1 当前像素和邻近像素的位置关系

2 参数数量的减少

为了提高编码效率,论文[1]中使用基于上下文的编码方式,上下文由 a, b, c 三点的预测误差构成.不难发现,这时的参数数量太大,因而不能使用,所谓的参数指的是符号的概率值^[1].若误差信号 $e \in [-255, 255]$, 则共有 511^3 个上下文,若每个上下文有 511 个参数,这样,总的参数就有 511^4 个.参数数量过大除了需要大量存储之外,还会导致高的模型代价(high model cost),降低编码效率.因此,必须采取有效措施,在参数数量增加不多的情况下,仍能够提高编码效率.

论文[1]为了有效减少参数数量,采取的办法是将预测误差分类,分类的办法是将预测误差的范围分为几个区间,每个区间代表一类(bucket),预测误差落入该区间时,则预测误差就属于该类, a, b, c 三点预测误差的类组成的矢量构成上下文,并且假定,预测误差的类与上下文有关,而预测误差与上下文无关.

若 w 表示上下文, e 表示预测误差,且 $e \in [-255, 255]$, $b(e)$ 表示预测误差的类,那么:

$$P(e | w) = P(e | b(e), w) * P(b(e) | w)$$

由假设: $P(e | b(e), w) = P(e | b(e))$, 则上式变成:

$$P(e | w) = P(e | b(e)) * P(b(e) | w)$$

其中, $P(e | b(e))$ 共有 511 个, $P(b(e) | w)$ 的个数与上下文 w 和预测误差的类 $b(e)$ 形成有关.若 $b(e)$ 有 5 类,并且由 a, b, c 三点处的预测误差的类形成上下文,上下文数量为 $5^3 = 125$, 则 $P(b(e) | w)$ 的数量为 $5^4 = 625$, 这样,总的参数数量约为 1136 个,参数数量大大减少了.而在此情况下,编码效率却提高了^[1].

本文将进一步采取 2 个有效措施继续减少参数数量.

(1) 误差信号在 c 点处的分类粗于在 a, b 点的分类

在许多图像, c 点与 x 点的相关性不大,通常小于 a, b 点与 x 点的相关性,因此误差信号在 c 点的分类可以粗于 a, b 点的分类,具体说就是若在 a, b 点的误差信号分成 m 类,在 c 点分成 h 类,有 $h < m$, 甚至,上下文中可将点 c 的误差信号排除在外,上下文只由 a, b 点的误差信号构成.

(2) 对预测误差进行映射处理

若对 8 位图像进行处理,误差信号 $e \in [-255, 255]$, 之后作如下处理^[4]:

若 $e \geq 0$, $e = e$; 若 $e < 0$, $e = 256 + e$.

这样,误差信号 $e \in [0, 255]$, 符号数减少一半,参数数量至少减少 256 个.

3 对误差信号非线性分类

前面提到,论文[1]中,对误差信号的分类是对其取值范围进行 n 个相等子区间的划分.我们知道,误差信号的分布是取小值时分布多,大值时分布少,因此对误差信号的划分不应该“一视同仁”,而应该在误差信号小时分得细,误差信号大时分得粗.这样做带来的好处是编码将更有效,这将在实验中得到证实.

4 实验及结果

实验中熵值的计算采用了如下公式^[1]: $n(e | b, w)$ 表示在上下文 w 中,在类 b 下 $e(t) = e$ 发生的次数, $n(b)$ 表示 $e(t)$ 发生在类 b 的次数或类 b 发生的次数.

令:

$$n(e | b) = \sum_w n(e | b, w), \quad n(b) = \sum_{e \text{ in } b} n(e | b)$$

则:

$$I(e | b) = \sum_b n(b) * \log(n(b)) - \sum_b \sum_e n(e | b) * \log(n(e | b))$$

令:

$$n(b | w) = \sum_e n(e | b, w), \quad n(w) = \sum_b n(b | w)$$

则:

$$I(b | w) = \sum_w n(w) * \log(n(w)) - \sum_w \sum_b n(b | w) * \log(n(b | w))$$

这样具有 N 个像素的图像的熵值为:

$$H = [I(e | b) + I(b | w)] / N \quad (\text{bits/pixel})$$

为了进行各种采取措施的效果的比较, 本文在 5 种情况下用计算机利用公式(1) 进行了模拟实验, 结果如表 1 所示(表 1 中(1) ~ (5)).

表 1 各种实验条件、以及结果熵值、使用的参数数量 (bpp)

图像	Lena	Barb	Goldhil	Aerial	Baboon	Couple	Peppers	平均熵值	参数数量
(1)JPEG	4.513 6	5.544 8	4.989 8	5.375 2	6.261 4	4.698 0	4.951 1	5.190 6	—
(2)无自适应预测, 上下文中无 c 点, 误差线性分类上下文, 不进行误差映射, 论文 [1]方案	5.016 3	5.882 1	5.236 2	5.771 6	6.324 6	5.012 6	5.006 7	5.464 3	$5^4 + 511 = 1136$
(3)无自适应预测, 上下文中无 c 点, 误差非线性分类上下文, 不进行误差映射	4.713 6	5.515 0	5.060 7	5.426 4	6.223 7	4.691 9	5.864 4	5.356 5	$5^4 + 511 = 1136$
(4)无自适应预测, 上下文中无 c 点, 误差非线性分类上下文, 不进行误差映射	4.695 6	5.487 5	5.010 9	5.357 0	6.222 8	4.644 7	5.865 9	5.326 3	$5^3 + 511 = 636$
(5)自适应预测, 上下文中无 c 点, 误差非线性分类上下文, 进行误差映射	4.376 9	5.113 5	4.780 1	5.068 1	6.148 9	4.305 8	4.628 9	4.917 5	$5^3 + 256 = 381$

在表 1 中, 第一列各行描述了 5 种实验条件, 第二至第 7 列给出七幅测试图像在各种实验条件下计算得到熵值, 右边第二列是各幅图像在各种实验条件下的平均熵值, 最后一列是各种实验条件下用到的参数数量. 实验中使用了七幅常用的测试图像, 它们都是 $512 * 512$ 的 8 位灰度图像.

表 2 误差信号的分类区间

	误差信号不映射	误差信号映射
误差信号线性分类	$[-255, -154] [-153, -52]$ $[-51, 51] [52, 153]$ $[154, 255]$	—
误差信号非线性分类	$[-255, -40] [-39, -8]$ $[-7, 7] [8, 39]$ $[40, 255]$	$[0, 4] [5, 12]$ $[13, 242] [243, 250]$ $[251, 255]$

各实验中的固定预测采用前值预测, 即 x 的预测值等于 a 点的值.

表 1 中各种实验条件下误差信号的分类区间如表 2 所示. 当无误差信号映射, 误差信号线性分类情况下, 误差信号被分成以 0 为中心、长度各为 102 的 5 个区间(除了 $[-51, 51]$, 其长度为 103), 而在非线性分类时, 各类对应的区间长度为 15、32、216. 在对误差信号进行时映射, 映射过后的误差信号的分布如图 2 所示.

5 结论

表1的第(2)、(3)行比较了其它条件相同情况下,采用预测误差线性分类与非线性分类对图像编码的影响.第(3)、(4)行比较了其它条件相同情况下,上下文中包括c点与不包括c点对图像编码带来的影响,第(2)、(5)行对没有使用(即论文[1]方案)和使用本文的各种方法进行了综合比较.另外,第(1)行也给出使用JPEG建议的8个预测器中最好的一个预测器的模拟结果.

从表1可以看到,预测误差非线性分类较之线性分类,平均熵值有了明显的减低(0.1078 bits/pixel,约2%).上下文中有无c点对熵值无明显影响,值得注意的是,上下文中无c点时的平均熵值却比有c点时的平均熵值有所降低.本文提出的各种方法都运用到图像编码中去之后,得到的平均熵值大大低于没有采用这些方法得到的平均熵值(降低了0.7509 bits/pixel,约13.25%),自适应预测,预测误差非线性分类与误差映射对此都作了贡献.

在参数数量方面,上下文中无c点时,减少了约一半,而采用误差映射之后,参数数量则减少了三倍.即最后需要的参数数量只是论文[1]的三分之一.

从上文可知,无论是从编码效率还是从参数数量方面,本文对论文[1]都作了较大的改进.若要继续改进性能,可以采用论文[1]中进行的增加误差的分类的方法,将误差分成5类增加到分成11类,熵值还可以在大约0.1~0.5 bits/pixel内继续降低,利用本文减少参数数量的措施,这时需要的参数数量从 $11^4 + 511 = 15152$ 减少到 $11^3 + 256 = 1587$,若假定 $P(b|w) = P(-b|-w)$,参数数量将减少至922个.另外,也可以使用其它较为有效的上下文形成方案,例如当前象素周围的梯度值经量化后形成上下文^[3].下一步的工作将在本文方案的基础之上继续进行改进以达到较好的性能.

不难得出结论,图像具有统计特性上的差异和不平均,形成上下文时c点与a、b点不同等对待,以及对预测误差分类时进行非线性分类正是与图像的这个特点相适应.本文在文[1]的基础上充分考虑了图像的这些特性,这样,不但带来参数数量的降低,而且重要的是编码效率得以提高.

参考文献:

- [1] S. Todd, G. G. Landon, and J. Rissanen. Parameter Reduction and Context Selection for Compression of Gray-scale Images[J]. IBM J. RES. DEV, 1985, 29(2): 188 ~ 193.
- [2] G. G. Landon, J. Rissanen. Compression of Black-white Images with Arithmetic coding[J]. IEEE Trans. Commun, 1981, COM-29(6): 858 ~ 867.
- [3] Weinberger M. J., Seronssi G. and Sapiro G. LOCO-I: A Low Complexity Lossless Image Compression Algorithm[M]. ISO/IEC JTC1/SC29/WG1 Document: N203, 1995.
- [4] 周炯槃, 丁晓明. 信源编码原理[M]. 北京: 人民邮电出版社, 1996. 183.

(上接第72页)

参考文献:

- [1] 李振安. 工厂电气控制技术[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1995.
- [2] 曾毅. 变频调速控制系统的设计与维护[M]. 山东: 山东科学技术出版社, 2000.
- [3] 李桂和. 电器及其控制[M]. 重庆: 重庆大学出版社, 1993.
- [4] 王兆义. 可编程控制器教程[M]. 北京: 机械工业出版社, 1996.
- [5] 李仁. 工厂电气控制设备[M]. 北京: 机械工业出版社, 1980.
- [6] 齐占庆. 机床电气控制技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 2000.
- [7] 熊葵容. 电器逻辑控制技术[M]. 科学出版社, 1998.

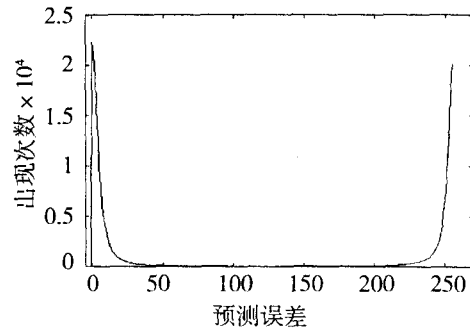


图2 映射后误差信号的分布