

一种适于实时传输的子带图象编码

杨长生 宋广华 张承萃

(浙江大学计算机系系统工程研究所, 杭州 310027)

摘要 该文提出了一种能高品质重建图象的形态滤波器子带编码法, 这种分解法具有实时性较好、通道错误不扩散、利于传输等特点; 其重建图象与传统线性子带分解法相比, 不会受振铃效应(ring effect)的影响。与ASD子带分解法相比, 它的复杂度低, 且采用了自适应压扩量化。通过与JPEG的比较显示, 该方法在高保真压缩(压缩率约4倍)的情况下, 其PSNR和视觉效果接近于JPEG, 而在复杂度、抗通道错误鲁棒性方面则明显优于JPEG。

关键词 压缩 图象 子带 滤波器

中图分类号: TN919.81 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2000)03-0191-05

A Subband Coding Aiming at Real-Time Image Transmission

YANG Chang-sheng, SHONG Guang-hua, ZHANG Cheng-cui

(Computer System Engineering Institute, Zhejiang University, Hangzhou 310027)

Abstract In this paper, we suggest a new subband compression schemes based on Morphological Subband Coding (MSC). Compared with the classical QMF subband filters, it will not be affected by ring effect. In contrast to ASD method, it is simple and adopts the adaptive companding quantization. Moreover, the result images compared with JPEG show that: with perfect reconstruction quality, MSC has better properties such as low complexity and high robustness on transmission.

Keywords Compress, Image, Subband, Filter

0 引言

1986年J.W. Woods^[1]首次将子带编码技术引入图象编码中。其基本思想是将信号分解为若干个频带内的分量之和, 然后对不同的频带根据其不同的分布特性采取不同的压缩方案。该方案有两个明显的优点: ① 某一频带内的编/解码错误不会扩散到其它频带; ② 通过改变不同带内的比特分配方案, 可以使总的噪声谱分布同人眼的主观感受达到较好的匹配。在分析/综合器的设计上, 普遍采用的是正交镜像滤波器(QMF), 它不可避免地需要浮点卷积操作, 并且为了使滤波后的子带图象同原始图象尺寸相等, 均以圆卷积代替线性卷积, 这又限制了滤波器阶数及子带分割级数的选择。另外, 由于线性

滤波器本身的特性, 所有已知的子带编码方法都存在振铃效应(ring effect)失真。

本文提出了基于形态滤波器分解法的图象编码算法(即MSC算法), 该算法可以避免人为失真, 并减小复杂度。在本算法中, 首先按照规范的形态分解法(多分辨率分析^[2,3]), 将图象分解成不同的子图, 每个子图都包含特定尺度的对象。然后对各个子图进行量化与编码。解码后, 将所有分辨率的子图加到一起就可获得满意的重建效果。由于算法中的子带分解法使用了严格的形态滤波器组, 所以不会产生如Egger等人提出的ASD^[4]线性子带分解法带来的振铃效应。另外, 由于在MSC算法中不存在复杂的纹理判断和过滤器组间切换, 所以其运算复杂度大大降低。最后, 由于在MSC算法中还采用了自适应压扩量化技术ACQ^[5], 使得编码性能得到进一步

提高,最终以较低的代价在4倍压缩率左右得到较满意的重建质量

1 形态子带编码MSC (Morphological Subband Coding)

线性滤波器可将原图分解成若干个子带,分解后的图象仍需要具有与原图同样数目的象素 这种分解可以用形态滤波器吗? 虽然形态抽样定理并未提供对形态滤波器进行严格抽样和完美重建的工具,但是也没有证据表明不可能设计满足要求的形态滤波器 采用形态滤波器对图象进行滤波会在不模糊大对象轮廓的情况下消去较小的对象 这意味着高频信息将始终保持在经过形态滤波后的图象中,因此将会因混叠而使原图象无法完美重建 由于减抽样实际上是一种线性的现象,所以不能简单地用于非线性地形态信号处理之中 因而,需要寻求一种适用于非线性场合的滤波器 为此,我们引入了半滤波器的概念

定义1 如果一个线性滤波器的脉冲响应的所有奇抽样中,除了一个抽样 $g(\delta)$ 外,其它抽样 $g(k) = 0$, 即

$$g(2l+1) = \begin{cases} 1/2 & 2l+1 = \delta, l = 0, 1, 2, \dots, L-1/2 \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

(1)

那么该线性滤波器为半波滤波器 式中, L 是半波滤波器 $g(k)$ 的长度

假设一个信号量 $x(k)$ 被先减抽样,再增抽样(以2为因子),则将此信号称为 $y(k)$. 然后再用一个半波滤波器 $h(k)$ 滤波(见图1).

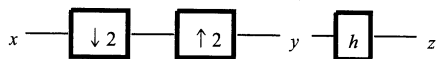


图1 信号经减抽样,增抽样再经半波滤波器滤波示意图

令 $z(k)$ 为 $y(k)$ 与 $h(k)$ 的卷积,则有

$$z(k) = y(k) * h(k) \tag{2}$$

那么,每隔一个 $z(k)$ 的抽样由下式决定

$$z(2k) = \frac{1}{2} z(k) \tag{3}$$

即,输入象素仅仅乘了一个 $1/2$ 而已 由于公式(3)隐含了公式(1),因而公式(3)给予了将半波滤波器概念推广到非线性情况的可能性

定义2 考虑一个输入信号 $x(k)$,它先后被以因子2减抽样和增抽样,得到 $y(k)$. 如果经过某滤

波器的信号 $y(k)$ 每隔一个抽样,与原序列 $x(k)$ 相同,那么该非线性滤波器也称为半波滤波器 令 $H_y(k)$ 是非线性半波滤波器的输出,那么

$$H_y(2k) = cx(2k) \quad [c \text{ 是一个任意常数}] \tag{4}$$

注意: 如果选择适当的支持域,那么象衰减(erosion)、膨胀或中间滤波器等非线性滤波器是可以满足条件的

在图2中,如果 $h_1(k)$ 和 $g_1(k)$ 的卷积是一个半波滤波器的输出,并且这些滤波器遵从 $H_2(z) = G_1(-z)$ 和 $G_2(z) = -H_1(-z)$ 的二元正交条件^[1]的话,那么图3所示的半波滤波器组就能完美地重建图象 假设 $H_1(z) = 1$, 如果 $G_2(z) = -1$, 且 $G_1(z)$ 是一个半波滤波器,并满足 $H_2(z) = G_1(-z)$, 那么就能实现图象的完美重建 这种情况可推广到非线性场合

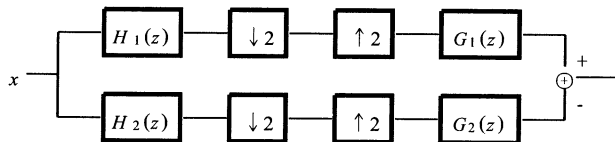


图2 两波段分析/合成系统

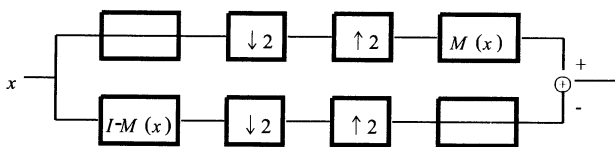


图3 可完美重建的形态滤波器组, (其中 $M(x)$ 为通用半波滤波器)

让我们将滤波器 $G_1(z)$ 换为一个通用的半波滤波器 $M()$, 由于 $M()$ 是非线性滤波器所以不可能用它的 z -变换来进行描述,然而,从线性滤波器组的二元正交条件来看, $H_2(z) = G_1(-z)$ 导致完美重建是已知的 为了在非线性的情况下寻找相应的高通分析滤波器,我们可以先分析一下线性半波滤波器的变量 z 为负,意味着什么? 然后再考虑一个半波滤波器的脉冲响应,其每隔一个抽样为0(中间抽样除外). 变量 z 为负,将对脉冲响应有以下影响

$$Z^{-1}\{G(-z)\} = (-1)^k g(k) \tag{5}$$

由于每个奇抽样都为0, z 变量取负,只对中间抽样有影响 因此下面等式代表了一种零相位半波滤波器

$$G(-z) = 1 - G(z) \tag{6}$$

这一等式现在可以推广到非线性情况^[4], 令 $A(\cdot)$ 为非线性高通分析滤波器, 则

$$A = I - M \tag{7}$$

式中, I 是全局操作 利用这个非线性滤波器组可以

对图象完美重建(见图3)。虽然这个滤波器组是一个特例,但它否定了认为形态滤波器组一般不能完美重建图象的断言。

将低通分析滤波器作为全通操作,将会在经减抽样的低通子带中引入混叠。对图象压缩来说,最要紧的是低通合成滤波器的动作,因为它对滤波介入的量化噪声和振铃效应负主要责任。由于这里的低通滤波器的频率响应很差,所以采用这种滤波器组可以完全控制低通合成滤波器。如果在合成阶段,采用一个形态滤波器,并且,经分解后的子带若使用与原图同数目的象素来表现,将可以完全消除振铃效应。

现在,让我们来计算一下MSC的联合编码增益GSBC。由Kattod的通用形式为

$$GSBC = \frac{\sigma_m^2}{\prod_{i=0}^{M-1} \left(\sigma_i^2 \sum_{k=0}^{L_i-1} g_i^2(k) \right)^{\alpha_i}} \quad (8)$$

式中, σ_m^2 是输入图象的方差; σ_i^2 是第 i 个子带的方差; $g_i(k)$ 是第 i 个合成滤波器的脉冲响应; α_i 是第 i 个减抽样因子; 而 M 是子带个数。在我们处理的实例中, $M=2$, 且 $\alpha_1 = \alpha_2 = 1/2$ 。由于我们处理的是形态滤波器,所以不能仅仅通过 $\sum_{k=0}^{L_i-1} g_i^2(k)$ 对子带方差加权,而直接计算编码增益。由于 $\sum_{k=0}^{L_i-1} g_i^2(k)$ 仅仅表示了经减抽样和合成滤波后子带的方差,所以需要对这个方差进行度量,然后按照以下方式计算编码增益。令 α_i 为子带相加前各通道的方差,则编码增益为

$$GSBC = \frac{\sigma_m^2}{\sqrt{\alpha_1 \cdot \alpha_2}} \quad (9)$$

滤波器的设计是子带分解中最重要的一环。形态滤波器的设计与优化线性滤波器系数的问题迥然不同。实际上,形态滤波器是不能被优化的,只存在有限个可能的解决方式。最流行的形态滤波器是rank-order滤波器。这种滤波器有两个自由度:一个是所用的序(rank),另一个是构成元素的支持域。形态滤波器的设计过程是相当简单的,只要比较它们对自然图象处理的效果,就可以选择最可行的方式。

对于一个树形结构的分解,其高通子带已经不再需要进行处理了,仅仅需要对每个低通子带作进一步树状分解。对低通子带的每个分解而言,可算出编码增益,一个好的滤波器在每一步都有较好的编码增益,但是编码增益随着分解的深入而减少,这意味着当到达某一分解点之后,就不值得再分解了。通过对3种形态滤波器(膨胀、关闭和中间滤波器)的

比较,中间滤波器明显优于其它两种。

图4显示了不同的中间滤波器的支持域及标号。通过对“Lena”图和“Ptl”图分解效果的比较,我们发现MED6是最佳的。

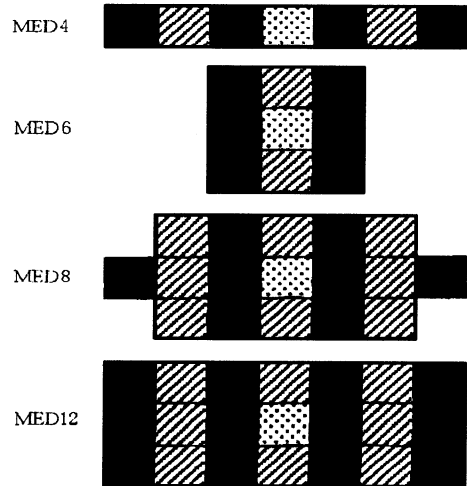


图4 不同中间形态滤波器的支持域及标号
(图中黑象素属于低频子带,正中打点的象素为重建象素,其它画斜线的象素则被滤波掉)

如前所述,编码增益随分解深入而减少。那么应当在哪一步停止分解?实际上,对于包含所有低频成分的子带应当采用降噪滤波器,如果处理图象太小,则降噪效果不明显。所以,在分解时,所允许的最小的子带图象应当是 64×64 象素。即是说, 256×256 象素的图象要经4步分解,产生5幅子带,而 512×512 象素的图象则分解为7个子带。图5即是一个7子带分解的实例(“Lena”)显示

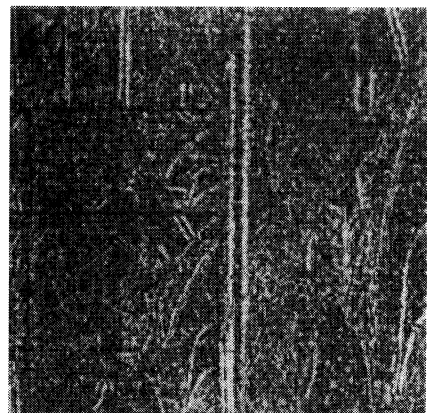


图5 “Lena”的7子带分解示例

在编码效率上,本文的分解方法优于其它形态分解^[6,7]方法,这主要是由于其它分解方法没采取严格的减抽样。以金字塔分解为例,在同等压缩比下,一般比本文分解方法低5~8db。

2 自适应压扩量化 ACQ

在 Egger 等人提出的 ASD^[4]方法中,采用的是均匀量化,而本文的 MSC 采取了自适应压扩量化 ACQ^[5],它的量化信噪比,较均匀量化有明显改善.其原理方框图如下:

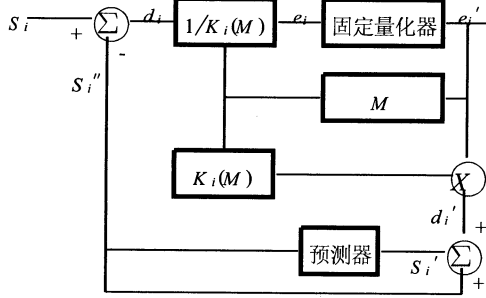


图6 ACQ 原理方框图

由图6可见,自适应压扩量化 ACQ^[5]是在基本的 DPCM 回路中,引入增益因子 $K_i(M)$,并用预测误差 d_i 乘以增益因子的倒数,然后再进行量化,这等效于用增益因子控制了量化间隔的变化

3 结果和比较

本文所述的 MSC 算法的主要步骤如下:

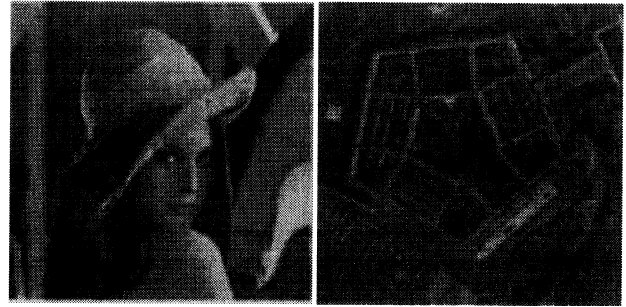
- (1) 用图3所示的形态滤波器组来进行子带分解;
- (2) 在最低子带中应用了降噪装置;
- (3) 对于每个子带,采用带优化的比特分配^[8];
- (4) 自适应压扩量化 ACQ^[5];

(5) 对于经过量化的子带,采用自适应算术编码和 ORDER-1 模型^[9]编码

在实验中,对两幅实验图象(图7)分别用 MSC 和 JPEG 做了压缩比大致相同的压缩.由图7可见, MSC 的恢复图象中没有振铃效应.由表1可知, MSC 重建质量与 JPEG 算法结果无显著差异.另外,由于 MSC 方案将低频成分保持得相当好,又是分别对每个子带编码,因此可防止误码扩散,甚至在损失大量高频信息的情况下都能使重建质量达到人眼可接受的程度

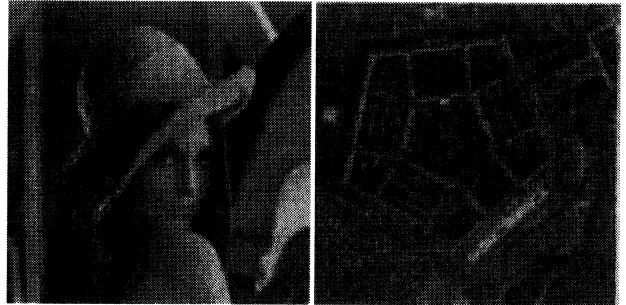
表1 MSC 算法与 JPEG 算法比较

算法	实验图象	RMSE	PSNR	比特率
MSC	Lena	3.374	38.445	1.982
	Ptgl	8.888	29.890	2.011
JPEG	Lena	2.218	41.213	2.015
	Ptgl	7.943	30.131	2.012



Lena (MSC 压缩)

Ptgl (MSC 压缩)



Lena (JPEG 压缩)

Ptgl (JPEG 压缩)

图7 实验图象和重建图象

4 算法分析

MSC 算法都具有时间复杂度低的优点,若图象大小为 $n \times n$,则其时间复杂度仅为 $O(C(n \times n))$,而 JPEG 的时间复杂度为 $O(n^2 \times n^2)$.关于 MSC、QMF、ASD 和 JPEG 对每个象素点所需的操作比较见表2

表2 不同算法所需操作比较

算法	乘除运算/pixel	加减运算/pixel	三角运算
MSC	1.98	11	0
JPEG	128	64	128
QMF	32	34	0
ASD	18	20	0

由表2可知,平均每个象素应用 JPEG 算法进行乘除运算、加减运算及三角运算所需操作都要远远高于 MSC 压缩算法,另外, JPEG 所用的编码书远比 MSC 算法的编码书复杂,其用于查找编码书的时间也比本文算法所用的时间多

5 结论与展望

本文提出一种适于实时传输的子带图象压缩算法.与传统子带编码方法相比,它无振铃效应;与一般形态分解相比,它采用了严格的子带抽样,从而使子

带之和与原图大小相同;与A SD相比,它不必进行复杂的纹理判断和过滤器组间切换,从而大大降低了复杂度;而且由于M SC算法还采用了自适应压扩量化技术ACQ,从而进一步提高了编码质量。实验表明,M SC与JPEG、A SD等算法相比,其优势在于:

(1) 有利于逐步浮现传输方式的实施。先传输并重建低频子带图象,再逐步将代表细节的高频子带图象添加上去,使恢复图象渐渐清晰。由于高频子带数据的丢失一般不至于严重影响对图象内容的本质理解,并且由于某一频带内的编/解码错误不会扩散到其它频带,因此M SC具有的这种可丢失结构,在未来的B-ISDN以及分组ATM网中作为一种编码方式将会特别引人注目。

(2) 客观质量较好,在4倍左右压缩率下,PSNR与JPEG差别不大。

(3) 主观效果好。当编码率进一步降低的时候,M SC在图象景物边缘处的量化噪声不那么讨厌,而且没有变换编码的块效应。

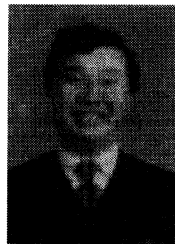
(4) 复杂度大大低于JPEG和A SD。

(5) 适于多分辨率设备与系统。为适应不同分辨率的图象设备和不同传输速率的通信系统处理和传输,图象分辨率常希望能在不同尺寸之间转换。例如,基于四叉树结构的压缩与无失真压缩,它们在水平与垂直方向均以不断二分来表示子带分解,其结构也是一棵四叉树。因此,子带分解的思想对于图象的多分辨率表示具有典型意义,更新更好的小波编码亦未能超出此表示框架。

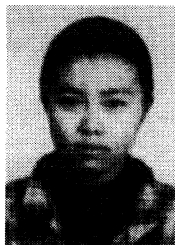
参 考 文 献

- 1 John W Woods, Sean D O'Neil. Subband coding of images. IEEE Trans on A SSP, 1986, 34(5): 1278~ 1288

- 2 Zhou Z and Venetsanopoulos A N. Morphological methods in image coding. In: Proc Int Conf On A SSP, 1992, 3: 481~ 484
- 3 Salambier P, Kunt M. Size-sensitive multi-resolution decomposition of images with rank order based filters. Signal Processing, 1992, 27: 205~ 241.
- 4 Egger Olivier, Li Wei, Kunt Murat. High compression image coding using an adaptive morphological subband decomposition. IEEE Proceedings, 1995, 83: 272~ 287.
- 5 肖自美. 不同码率下自适应压扩量化图象预测编码的性能. 通信学报, 1987, 1.
- 6 Floyd S P. Least square quantifying in PCM. Bell Lab Memo., 1957.
- 7 Toet A. A morphological pyramid image decomposition. Patt Recog Lett, 1989, 9: 255~ 261.
- 8 Westerink P H, Biamond J, Boeckee D E. An optimal bit allocation algorithm for subband coding. In: Proc Int Conf on A SSP, 1988, 757~ 760.
- 9 Witten I H, Neal R M, Cleary J G. Arithmetic coding for data compression. Commun ACM, 1987, 30: 520~ 540.



杨长生 1945年生,浙江大学计算机系教授。研究方向为多媒体数据压缩技术、控制器仿真技术及计算机体系结构。



张承萃 1974年生,浙江大学计算机系硕士研究生。研究方向为多媒体数据压缩技术、数据库技术。