

面向任务的医学图象压缩

张敏¹⁾ 黄继武²⁾ 戴宪华³⁾ 钟京⁴⁾

¹⁾(广东省邮电规划设计院规划室, 广州 510095) ²⁾(中国广州中山大学电子系, 广州 510275)

³⁾(中国汕头大学电子工程系, 汕头 515063)

⁴⁾(广东省电信科学技术研究院多媒体研究事业部, 广州 510630)

摘要 现代医学成像技术产生了大量的医学数字图象,而这些图象的存储和传输却存在很大问题.传统上,采用无损压缩编码方法改善这些图象的存储和传输效率,但为了达到较高的压缩比,必须采用有损压缩,然而,有损压缩会给图象带来失真,必须谨慎使用.医学图象通常由二类区域构成,其中一类包含重要的诊断信息,由于其错误描述的代价非常高,因此提供一种高重构质量的压缩方法更加必要;另一类区域的信息较为次要,其压缩的目标则要求达到尽可能高的压缩比.为了既能保证感兴趣区图象的重构质量,又能获得较高压缩比,提出了一种面向任务的医学图象压缩算法,该方法把无损压缩和有损压缩统一在小波变换的框架下,对感兴趣区采用无损压缩,而对其他部分则采用有损压缩.实验证明,该压缩方法在压缩比和重建图象质量上均达到了较好的性能.

关键词 医学图象压缩 面向任务的压缩 小波变换 多门限小波编码

中图法分类号: TN919.81 R443-39 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2001)07-0675-06

Task-Oriented Compression for Medical Images

ZHANG Min¹⁾, HUANG Ji-wu²⁾, DAI Xian-hua³⁾, ZHONG Jin⁴⁾

¹⁾(Planning Design Institute of GPTA, Guangzhou 510095)

²⁾(Dept. of Electronics, Zhongshan University, Guangzhou 510275)

³⁾(Dept. of Electronic Engineering, Shantou University, Shantou 515063)

⁴⁾(Guangdong Telecommunication Academy of Science and Technology, Guangzhou 510630)

Abstract Medical imaging techniques produces a lot of digital images. Conventionally, lossless compression methods are used to make store and transmission to be more effective. To achieve high compression ratio, lossy compression must be exploited. However, lossy compression will distorted the original images and so have to be applied carefully. A medical image composes of two categories of regions. The regions in the first category include important information for diagnosis. The compression with very good quality of reconstructed image is necessary to these regions since the cost due to error representation will be high. On the other hand, information in the other category of regions may be less important and so compression to these regions should achieve high ratio. Based on this idea, we proposed a task-oriented compression algorithm for medical images in this paper. We integrate the lossless compression and lossy compression via wavelet transform. Lossless compression is applied to the regions of interest and lossy compression to other regions. The proposed algorithm performs well in both compression ratio and quality of reconstructed image.

Keywords Medical image compression, Task-oriented compression, Wavelet transform, Multi-threshold wavelet coding

0 引言

现代医学成像技术,如B超、计算机放射成像(CR)、计算机断层扫描(CT)、核磁共振成像(MRI)、正电子发射断层扫描(PET)等,为临床医疗诊断提供了有效的辅助手段,如今医学成像技术的应用已越来越普及。

成像设备产生了大量的医学数字图象,但由于医学图象有其不同于一般图象的特点,如分辨率高、量化级多等,因而医学图象数据量较大,从而给存储和传输带来了极大的困难,随着远程诊断手段和医疗信息自动化的开展,这个困难将越来越突出。

医学图象压缩编码是医疗信息学一个重要的研究方向,它处理的是数字化医学图象,因此必然要涉及图象编码问题,但对医学图象编码的要求却不同于一般的编码方法,它要求重建图象不能有明显的失真,这样才不会导致误诊。长期以来,人们一直采用无损压缩编码方法来对医学图象进行压缩,这种压缩方法虽然可以精确地重建原始图象,但由于它的压缩比较低,现已无法适应日益庞大的医学图象数据的压缩、传输任务,因此如何将无损压缩编码方法应用到医学图象压缩领域,是一项极有意义的工作。

医学图象通常由感兴趣区(ROI, Regions of Interest)和背景区构成。感兴趣区包含重要的诊断信息,尽管在整幅图象中所占的面积也许不大,但其错误描述的代价非常高,因此对这类区域的压缩必须保证极高的重建图象质量(甚至没有任何失真);背景区的信息较为次要,压缩的目标是在保持一定的重建图象质量前提下,达到尽可能高的压缩比。基于这种思想,提出了一种面向任务的医学图象压缩,将无损压缩和有损压缩方法有机地结合起来,即对感兴趣区采用无损压缩,而对背景区则采用有损压缩。这样,所提出的压缩方法在压缩比和重建图象质量上达到了较好的平衡。

传统用于医学图象的无损压缩方法主要有 Huffman 编码、算术编码、L-Z 算法等^[1],而近年来提出的较有发展前途的有损编码方法则有矢量量化^[2]、金字塔编码^[3]、第二代编码^[4,5]、分形编码^[6]、神经网络编码^[7]、子带编码^[8]和小波变换编码^[9~11]等。其中,小波变换编码以其优良的性能占据着越来越重要的地位,将成为新一代的静止图象国际压缩标准,并逐步成为运动图象国际压缩标准的核心技

术。另外,在生物医学信号处理领域,小波变换也正在发挥着越来越重要的作用^[12]。

一般把无损压缩和有损压缩方法结合在一起的直接做法是分别对不同的区域采用不同的算法,例如,可以对感兴趣区和背景区分别采用算术编码和小波变换编码方法。这种处理的缺点是:包含了不同的压缩方法,算法比较复杂,尤其不利于硬件实现。本文采用整数小波变换,把无损压缩和有损压缩统一在小波变换的框架下,通过采用可逆小波变换和多门限小波编码方法,成功方便地实现了无损压缩和有损压缩。所实现的压缩算法已取得了较高的压缩比和较快的运算速度。

1 面向任务的压缩

一个高效的编码方法必然要考虑到所研究图象的特征。通过对医学图象的分析可以看到,这些图象通常可分为“感兴趣”区和“背景”区两个区域。而真正对诊断有用的是感兴趣区(ROI),虽然它在整个图象中所占的比例很小,但对重构质量却要求非常高,这就是说,对于 ROI,在编码时要重点考虑重建质量,而对背景区域则着重压缩比,这样就不会对医疗诊断造成影响。这种将 ROI 与背景区域分割的方法,充分考虑到了医学图象的特点,因而可能将成为医学图象编码的关键^[15,16]。

面向任务的压缩编码方法就是基于上述思想的编码方法。这里所说的“任务”,指的是医疗诊断任务。其核心就是,对于 ROI 采用无损压缩的编码方法,而对图象中的其他部分则采用高压缩比的有损压缩编码方法。

在基于区域的编码中,图象被分为几个区域。这些区域可能具有不同的灰度特性或不同的重要性级别。一般来说,将图象划分为几个区域不外乎两个目:或者是对不同区域采用不同的编码方法,或者是在编码时对不同区域分配不同的质量等级。在第 1 种情况下,对不同的区域采用不同的方法进行编码,其质量等级之间的差别被忽略了;而在第 2 种情况下,各区域所采用的编码方法可以是相同的,只是在量化的时候,对不同的区域分配不同的编码比特数,从而产生不同的质量等级。到目前为止,大多数基于区域编码的研究都集中于第 1 种情况,即根据不同区域的灰度特性,而采用不同的编码方法,但由于这种方法需要对不同区域使用不同的编码器,其编码

过程通常都比较复杂,而且硬件实现起来也比较复杂,因此,面向任务的压缩就基于第 2 种情况,即对图象中的不同空间区域分配不同的质量等级。

在医学应用中,要对不同区域分配不同的质量等级,通常的做法是将诊断上的重要区域保持高质量,而对图象的其余部分仅提供一种上下文的意义,也就是说,它们只是用来帮助医生确定 ROI 区域在原图象中的位置,因而可对其进行高压缩比的编码。具体的编码方案根据所用的分割方法(手动/自动)和分割目的(前后景分割/更多的分割区域),及所用的压缩方法和压缩目的(无损 ROI/有损 ROI)的不同而定。考虑到不同的诊断目的将有不同的感兴趣区,其自动分割较难实现,因此感兴趣区通过手动选择确定。

一般说来,感兴趣区是不规则形状,但为了计算方便,采用了简单的矩形区域来表示,这虽然使无损编码的区域面积略大于实际的感兴趣区面积,但避免了不规则区域的描述,也降低了算法的复杂性。

2 多门限小波编码(MTWC)

2.1 无损/有损压缩方法的统一

小波变换作为有效的有损压缩方法已为人们所公认。近年来,其在无损压缩方面的重要性也引起了人们的注意^[13]。本文采用了如下方法,利用小波变换把无损和有损压缩统一在一起,以实现上述面向任务压缩的思路。

(1) 采用可逆嵌入整数小波变换方法,小波变换具有优秀的能量紧缩特性,但大多数小波在进行整数近似时,会带来重构的系统误差。可逆小波滤波器是具有非线性舍入取整特性的线性滤波器,它是通过整数运算来实现,从而可以用于实现具有最小精度整数运算的精确重构系统。事实上,可逆小波是通过一个特定的整数算术运算实现的完全重构小波,这样一个整系数的信号就可以被无失真地恢复出来。同时,由于可逆嵌入整数小波变换可以无损地压缩图象信号,且利用它还可以根据需要来截取,因此,压缩系统具有连续的率失真特性,直到零失真(对应无损压缩)。

(2) 采用 MTWC (Multi-Threshold Wavelet Coding) 算法,通过逐次渐进量化来控制重建图象的质量。在编码时,可首先利用整数小波变换来对图象进行分解,然后采用前面描述的多门限量化编码方法对小波系数值进行逐次渐进的描述。令 S_R 代表逆

变换后对区域 R 中像素值有影响的所有变换域系数的集合,这样当背景区域的编码量达到给定的比特率后,则仅对 S_R 中的系数值继续进行渐进的描述。对于无损编码,直至区域 R 完全无损为止。在 MTWC 中,小波系数是根据图象数据中各比特的的重要性分层地进行编码的,这样就可以通过简单地截取压缩的数据来实现有损压缩编码。

2.2 可逆小波变换

可逆小波变换滤波器采用 TS 变换^[13]。

令 $x(0), x(1), x(2), \dots$ 表示输入信号, $s(0), s(1), \dots$ 和 $d(0), d(1), \dots$ 分别表示其平滑输出和细节输出。其中,平滑输出和细节输出分别对应于低通滤波器和高通滤波器的输出。TS 变换滤波器定义为

$$\begin{cases} s(n) = \left\lfloor \frac{x(2n) + x(2n+1)}{2} \right\rfloor \\ d(n) = \left\lfloor \frac{1}{4} \left(- \left\lfloor \frac{x(2n-2) + x(2n-1)}{2} \right\rfloor + \right. \right. \\ \quad \left. \left. 4(x(2n) - x(2n+1)) + \right. \right. \\ \quad \left. \left. \left\lfloor \frac{x(2n+2) + x(2n+3)}{2} \right\rfloor \right) \right\rfloor \end{cases} \quad (1)$$

其中, $n=0, 1, \dots, N/2-1$, $\lfloor y \rfloor$ 表示对 y 向下取整。另外,式(1)中 $d(n)$ 的表达式可以利用 $s(n)$ 进行简化。由于注意到被 4 除的整数可以通过在分子上加一个常数 2 来达到最佳的舍入,因此可在式(1)的分子中加上 2,得到如下的定义式

$$\begin{cases} s(n) = \left\lfloor \frac{x(2n) + x(2n+1)}{2} \right\rfloor \\ d(n) = x(2n) - x(2n+1) + \\ \quad \left\lfloor \frac{-s(n-1) + s(n+1) + 2}{4} \right\rfloor \end{cases} \quad (2)$$

这里要注意的是,输入信号括号中的因子 2,即 $x(2n)$, 是两倍子抽样的结果。这种子抽样是小波变换中最基本的操作,它确保了变换是临界抽样的。以上变换是可逆的,其逆变换定义如下

$$\begin{cases} x(2n) = s(n) + \left\lfloor \frac{p(n)+1}{2} \right\rfloor \\ x(2n+1) = s(n) - \left\lfloor \frac{p(n)}{2} \right\rfloor \end{cases} \quad (3)$$

其中,

$$p(n) = d(n) - \left\lfloor \frac{-s(n-1) + s(n+1) + 2}{4} \right\rfloor \quad (4)$$

2.3 子带扫描

图象压缩编码的第 2 级是量化,即将小波系数转换为字符流,并使得所得的字符流的熵足够小,以便在熵编码时,得到较低的比特率。传统的量化方法

有标量量化和矢量量化方法,但由于这些方法未能充分地利用小波域系数的特性,因而无法达到很好的压缩效果。Shapiro 在对小波域系数的特性进行了仔细的分析研究之后,提出了一种新的量化方法——嵌入零树小波编码(EZW)算法^[4],这种方法充分利用了小波变换下各子带系数间的相似性,从而获得了较好的压缩效果。另外,由于这种量化方法将各层子带中有意义的象素值,按照从父系到子系及重要优先的原则,依次输出到符号流中,这样就可以根据所需的比特率来截取有意义的值,从而在压缩编码中具有更大的灵活性。

EZW 算法是通过使用单一的初始化门限来对所有子带的系数进行量化编码的,然而,对于大多数图象来说,由于各子带小波系数的最大幅值相差很大,一般来说,较低频子带中的系数通常具有较高的幅值,而较高频的子带则具有较低的幅值,因此,若使用单一的初始量化门限,则通常在开始的量化阶段,其高频子带中将产生大量的零值,尽管这些零值可以通过其他方法进行编码,但需要耗费更多的计算时间。为避免出现这种情况,本文采用了一种新的量化编码方法——多门限小波编码(MTWC)方法,对不同的子带采用不同的初始量化门限。

在 EZW 编码中,Shapiro 利用逐次渐进量化器(SAQ)来对小波系数进行量化编码。这种量化器的主要优点是简单,且它非常易于理解和实现,而其存在的主要问题是扫描所有子带中的全部小波系数时非常耗时。采用如下子带扫描的方法就可以大大减少计算量。

在小波变换中,人们通常是迭代地对图象信号进行低通滤波和高通滤波。其中,低通滤波器具有幅度因子 $\sqrt{2}$,因此,小波系数的幅值从 LL 子带到更精细的子带呈逐渐递减的特征。在初始门限下,仅有少量的子带是有效的并且需要进行扫描,但随着量化的进行,量化门限在每个量化级之后被减半,从而在这个更新后的、更小的门限下,将有更多的子带变得有效,同时,子带的尺寸越大,其变为有效的时间越晚,并且当一个子带内的最大小波系数大于当前门限时,该子带即变得有效。子带扫描方法就是要利用这一性质来加速编码过程。

若一个子带中没有任何小波系数大于当前门限,则量化器将该子带量化为全零值。这时,若能够产生一个简单的比特流,并且它能够告知解码器每个子带何时变得有效,那么处理这些全零值的子带

层的时间即可节省下来。

在量化过程开始前,必须先找到最大的小波系数值,以确定初始量化门限,然后在编/解码器中,每个子带中的最大小波系数值即被记录下来;而在量化过程中,在扫描一个子带之前,需先将其中最大小波系数同当前门限进行比较,若其小于当前门限,则输出一个“0”,以告诉解码器。解码时,在当前门限下可跳过当前子带,直接处理下一个子带;否则,输出一个“1”,以告诉解码器在当前门限下要解码该子带。

2.4 基于上下文的二进制算术编码

经过 MTWC 量化编码后,量化器输出子带有效位比特流(SSFBS)、系数有效位比特流(CSFBS)、符号位比特流(SIBS)以及精炼位比特流(RFBS)等 4 个比特流,且每一比特流的数据间存在着强烈的相关,以下将利用基于上下文的二进制算术编码器对其进行压缩编码。

在基于上下文的二进制算术编码器中,几个编码器组是并行工作的。每一个比特流由一个特定的编码器组进行编码,而对于每一个比特流来说,其编码上下文是根据已编码的信息定义的。就这一点来说,编码上下文对解码器同样可用。每个编码上下文被映射为一个编码器的标识符。在编/解码的过程中,编/解码器会为每一个编码上下文保留一个频率计数值,用于计算在当前上下文的情况下符号“0”和“1”的出现概率,从而自适应地建立输入码流的概率模型。图 1 描述了基于上下文的算术编码过程。

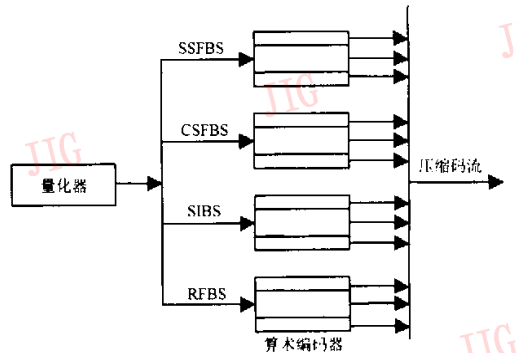


图 1 基于上下文的二进制算术编码过程

3 实验结果及结论

采用 MTWC 方法对 $512 \times 512 \times 8\text{bits}$ Lena 图象进行压缩,并将其编码结果同 Shapiro 用 EZW 方

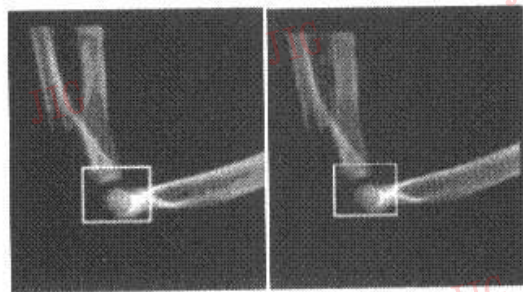
法得到的实验结果进行了比较(表1):

表1 MTWC与EZW方法压缩得到的峰值信噪比比较
单位: dB

方法	16:1	32:1	64:1	128:1	256:1	512:1	1024:1
EZW	36.28	33.17	30.23	27.54	25.38	23.53	21.69
MTWC	36.43	33.52	30.54	27.85	25.67	23.75	22.04

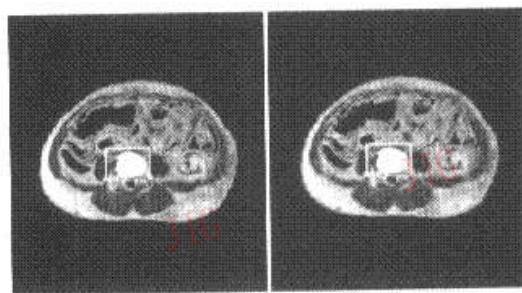
由表1可见, 使用MTWC方法的编码效果确实比EZW方法略有提高。

采用以上方法对二幅实际医学图象(256×256×8 bits)进行了压缩实验, 运行平台为Pentium200MMX, 32M RAM. 实验结果如图2、图3所示, 其中, 白色矩形区域表示ROI区域, 用手动方法选择, 并采用小波变换无损压缩方法; 而对背景区域的小波系数则进行有损的量化。



(a) 原始图象 (b) 重建图象

图2 实验结果(方框内为感兴趣区域)
编/解码时间(包含I/O): 0.13s/0.08s



(a) 原始图象 (b) 重建图象

图3 实验结果(方框内为感兴趣区域)
编/解码时间(包含I/O): 0.20s/0.11s

图2是一幅骨关节图象, 其背景区域压缩比为100:1, 峰值信噪比PSNR为40.9dB, 整幅图象的综合压缩比为65:1; 图3是一幅人体切片图象, 其背景区域压缩比为50:1, 峰值信噪比PSNR为

29.9dB. 整幅图象的综合压缩比为28:1. 由图2、图3可见, 对诊断十分重要的区域(由医生指定), 均保留了原始图象的全部信息; 背景区域虽略有失真, 但不会影响诊断效果. 尽管在一幅图象中同时进行有损和无损压缩编码, 其重建图象的整体视觉效果并没受到任何影响. 此外, 由以上讨论及实验结果可以看到, 虽然感兴趣区尺寸的选择对于本文方法的实际应用有很大影响, 即感兴趣区的尺寸过大, 所获得的压缩比就会变小; 若感兴趣区的尺寸过小, 其所得到的压缩比将与不对感兴趣区进行压缩所得到的压缩比相差不大, 但是由于本文采用的压缩方法使用了统一的编码框架, 因而易于实现, 并且能够实现逐次浮现式的传输, 这一点对于医学图象编码系统来说, 更为重要。

本文的主要贡献如下:

(1) 应用可逆整数小波变换统一了无损压缩编码和有损压缩编码的特性, 并通过量化来控制重建图象的失真程度, 这样即可以在一幅图象内同时进行不同精度的编码, 这对于压缩编码算法的硬件实现具有重要的意义。

(2) 在EZW算法的基础上, 改进了子带扫描方式, 同时对不同的子带采用不同的初始量化门限, 从而实现了—种新的多门限小波编码(MTWC), 并有效地提高了编码效率。

(3) 在医学图象编码中提出了面向任务的思路, 即对不同的区域分别进行处理, 这不仅符合医学图象的特点, 也满足临床诊断的要求, 其所实现的算法在不影响诊断和视觉效果的情况下, 还达到了较高的压缩比, 故非常适合于医学图象的应用。

参考文献

1. Kuduvelil G R, Rangayyan R M. Performance analysis of reversible image compression techniques for high resolution digital teleradiology. IEEE Trans. on Medical Imaging, 1992, 11(3): 430~445.
2. Nasrabadi N M, King R A. Image coding using vector quantization: A review. IEEE Trans. on Communications, 1988, 36(8): 957~971.
3. Burt J, Adelson E H. The Laplacian pyramid as a compact image code. IEEE Trans. on Communications, 1983, 31(4): 532~541.
4. Kunt M, Kononopoulos A, Kecher M. Second-generation image coding techniques. Proceedings of the IEEE, 1985, 73(4): 549~574.
5. Kunt M, Bquetard M, Leonardi R. Recent results in high-

- compression image coding. IEEE Trans. on Circuits and Systems, 1987, 34(11):1306~1336.
- 6 Jacquin A E. Image coding based on a fractal theory of iterated contractive image transform. IEEE Trans. on Image Processing, 1992, 1(1):18~30.
 - 7 Dony R D, Haykin S. Neural networks approaches to image compression. Proceedings of the IEEE, 1995, 83(2):288~303.
 - 8 Woods J W, O'Neil S D. Subband coding of images. IEEE Trans. on Acoust. . Speech, Signal Processing, 1986, 34(5):1278~1288.
 - 9 Mallat S Q. A theory for multiresolution signal decomposition; the wavelet representation. IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1989, 11(7):674~693.
 - 10 Antonini M, Barlaud M, Mathieu P, Daubechies I. Image coding using wavelet transform. IEEE Trans. on Image Processing, 1992, 1(2):205~218.
 - 11 Averbuch A, Lazar D, Israeli M. Image compression using wavelet transform and multiresolution decomposition. IEEE Trans. on Image Processing, 1996, 5(1):4~15.
 - 12 Unser M, Aldroubi A. A review of wavelet in biomedical applications. Proceedings of the IEEE, 1996, 84(4):626~638.
 - 13 Said A, Pearlman W A. An image multiresolution representation for lossless and lossy compression. IEEE Trans. on Image Processing, 1996, 5(9):1303~1310.
 - 14 Shapiro J M. Embedded image coding using zerotrees of wavelet coefficients. IEEE Trans. on Signal Processing, 1993, 41(12):3445~3462.
 - 15 Kin M B, Cho Y D, Kim D K *et al.* On the compression of medical images with regions of interest (ROIs). Proc. SPIE: Visual Communications and Image Procession'95, 1995, 2501(1):733~744.
 - 16 Shen L, Rangayyan R M. Segmentation-baesd lossless coding of medical images. Proc. SPIE: Visual Communications and Image Procession'95, 1995, 2501(2):974~982.



张 敏 1975年生,助理工程师,1999年获汕头大学人工智能与模式识别研究所硕士学位.主要研究方向为图象处理、图象压缩编码.发表论文3篇.



黄继武 1962年生,中山大学电子与通信工程系教授、博士生导师,1998年获中国科学院自动化所工学博士学位.主要研究方向为图象处理、图象压缩编码、数字水印与信息隐藏、数据安全、多媒体信号处理.发表论文40多篇.



黄宪华 1964年生,汕头大学教授,1992年获东南大学博士学位,1994年华南理工大学博士后.主要研究方向有非线性自适应信号处理、语音信号处理、盲信号处理、通信信道盲均衡理论、CDMA多用户检测理论等.



钟 京 1999年获汕头大学人工智能与模式识别研究所硕士学位.主要研究方向为数字信号处理、神经网络、模式识别等.