

文章编号 1004-924X(2013)03-0759-08

医学图像感兴趣区域近无损压缩

蒋慧琴*, 李 萍, 王忠勇, 刘玉敏

(郑州大学 信息工程学院和数字化影像技术研究中心, 河南 郑州 450001)

摘要:提出了一种基于剪切波的医学图像感兴趣区域(ROI)近无损压缩算法,用于解决因小波对高维数据表示的局限性使其重构图像与原图像平均结构相似度(MSSIM)较低的问题。首先,指定感兴趣区域并把其余部分视为背景区域(BG);对两个区域分别进行剪切波变换,并选取出能够近似逼近原区域的重要系数进行去噪和初步压缩。然后,对 ROI 区域所选取的重要系数进行无损 Huffman 编码,对 BG 区域所选取的重要系数量化并进行 Huffman 编码实现压缩。最后,通过 Huffman 解码和剪切波逆变换实现解压从而获得重构图像。实验结果表明,与改进多级树集合分裂算法(SPIHT)相比,在相同压缩比下,提出的算法所获取的 ROI 重构图像与原图像 ROI 的 MSSIM 提高了 4%,峰值信噪比(PSNR)是改进 SPIHT 算法的 2.35 倍;而整幅重构图像与原图像的 MSSIM 提高了 3%,PSNR 提高了 28%。该算法可实现 ROI 和 BG 的相对质量可调,适用于图像存档和通信系统(PACS)中的医学图像压缩。

关键词:医学图像;图像压缩;感兴趣区域;剪切波变换;Huffman 编码;图像存档和通信系统

中图分类号:TP391.4;Q-334 **文献标识码:**A **doi:**10.3788/OPE.20132103.0759

Near lossless ROI compression for medical images

JIANG Hui-qin*, LI Ping, WANG Zhong-yong, LIU Yu-min

(School of Information Engineering and Research Center of Digital Medical Image Technique,
Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China)

* Corresponding author, E-mail: iehqjiang@zzu.edu.cn

Abstract: A near lossless Region of Interest(ROI)compression algorithm based on the shearlet transform was proposed for medical images to improve the Mean Structural SIMilarity(MSSIM) between the original image and the reconstructed image. Firstly, the ROI was designated in a medical image and the rests were regard as the Background (BG). Then, the ROI and BG were transformed into shearlet domains respectively, and the significant coefficients which could approximate the original region accurately were selected to be denoised and compressed. Furthermore, the main coefficients in ROI were coded by lossless Huffman coding and those in BG were quantized and coded by Huffman coding. Finally, the reconstructed image was obtained by Huffman decoding and inverse shearlet transform. Experiment results show that the MSSIM and Peak Signal Noise Ratio (PSNR) between the original ROI and the reconstructed image ROI obtained by the new algorithm have increased by 4 percent and 135 percent respectively as compared to the modified Set Partitioning in Hierarchical Trees (SPIHT) algorithm with the same compression ratio. Moreover, for the whole image, the MSSIM

收稿日期:2012-10-31;修订日期:2012-12-12.

基金项目:国家自然科学基金资助项目(No. 61271146);郑州市创新型科技人才队伍建设工程-科技领军人才资助项目(No. 112PLJRC356);河南省科技攻关项目(No. 122102210103)

and PSNR have increased by 3 percent and 28 percent, respectively. With configurable ROI's and BG's quality, the proposed algorithm is suitable for the medical image compression in the Picture Archiving and Communication System(PACS).

Key words: medical image; image compression; Region of Interest(ROI); shearlet transform; Huffman coding; Picture Archiving and Communication System(PACS)

1 引 言

随着现代数字化医院对图像存档与通信系统(PACS)需求的不断增加,海量医学图像数据量与有限存储空间和传输带宽之间的矛盾日益突出,对医学图像的有效压缩愈显迫切。由于医生感兴趣的是病变部位,本文把包含病灶的部分称为“感兴趣区域(ROI)”,此区域以外的部分称为“背景区域(BG)”,因此如何使 ROI 区域的信息不丢失且提高压缩比是医学图像压缩的关键。图像的感兴趣区域压缩正是为了满足此需求而产生的。

近年来,图像感兴趣区域压缩的研究主要集中在规则形状 ROI 编码^[1]和任意形状 ROI 编码^[2-4]2 个方面。其多采用以位平面平移的方式来实现 ROI 编码。常用于医学图像压缩的算法有以 JPEG2000 标准为基础的 Scaling-based Method(基于比例移位法)和 Maxshift Method(最大移位法)等^[5-8]。前者允许用户根据需要灵活定义提升位平面数 S ,实现对 ROI 重要性的灵活控制,缺点是必须在码流中加入 ROI 形状信息,增加了压缩码流的数据量。后者根据背景区域量化后小波系数的最大值 C_{\max} 设定 ROI 提升的位平面数 S ,要求 $S \geq \log_2(C_{\max})$,使 ROI 和 BG 完全分离,不必将形状信息写入码流,缺点是无法灵活调节 ROI 和 BG 的相对重要性^[9]。进一步,多级树集合分裂算法(Set Partitioning In Hierarchical Trees, SPIHT)及其改进算法也被用于医学图像感兴趣区域压缩^[10-11]。SPIHT 算法是一种嵌入式位平面编码算法,在编码时嵌入了 ROI 形状信息,生成具有嵌入式可任意截断性质的码流,实现了 ROI 优先级可调。但是,该算法中分类排序存在着较多的扫描,并且在编码前要对小波系数的位平面进行处理,每个小波系数要处理几次到几十次,从而导致运算量较大。尤其是上述感兴趣区域编码均是基于小波变换的,

而理论上小波对具有线状或面状奇异的高维目标函数,并不能达到最优稀疏表示,但医学图像中的病变多是线状或面状奇异的,因此该类算法用于医学图像感兴趣区域压缩有一定的局限性。

为了克服基于小波的压缩算法的局限性,本文利用剪切波能够对图像中的高维奇异特征提供最优表示的特性,提出了一种医学图像感兴趣区域压缩算法。该算法用剪切波替代小波对 ROI 区域和 BG 区域分别进行变换,通过选取重要系数并结合对 ROI 区域进行无损编码、对 BG 区域采用有损编码来实现交互式压缩。该算法不仅可以调节 ROI 和 BG 的相对重要性,而且无需在码流中加入 ROI 形状信息。特别是其避免了对位平面进行处理,计算复杂度也有所降低。实验结果表明,与改进的 SPIHT 算法相比,在压缩比相同的情况下,本算法所获取的 ROI 区域和整幅图像的重构图像与原图像之间的 MSSIM 和 PSNR 均有所提高。

2 剪切波简介

2.1 剪切波分解

剪切波是基于复合伸缩小波理论提出的一种新的多尺度几何表示工具^[12]。

剪切波变换有多种实现方法,本文在文献[13]中选择了一种较适合用于图像压缩的快速离散实现方法,即扩展离散剪切波变换^[14]。该方法是在剪切波的构造框架下,分别从水平锥方向和垂直锥方向通过剪切变换和尺度变换对图像进行分解从而得到不同尺度不同方向的子图像。其实现流程如图 1 所示。

对图 2(a)所示图像进行 4 层剪切波分解,并规定每一尺度分解为 5 个方向,其垂直锥剪切系数如图 2(b)所示,其中第 1 到 4 列对应尺度 1~4,从图 2(b)可以看出每一行包含 5 个子图像,即各尺度上均有 5 个方向。

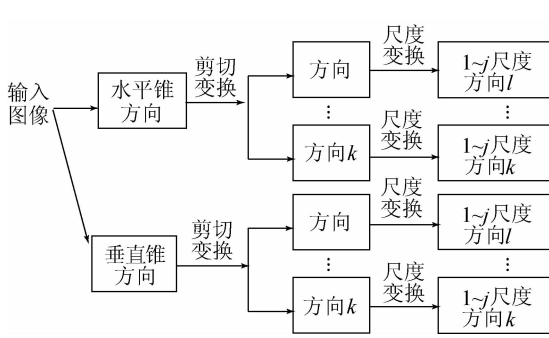
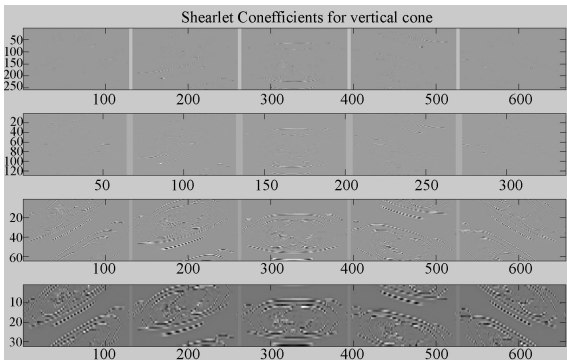


图 1 剪切波分解流程图

Fig. 1 Block diagram of shearlet decomposition



(a) 原始图像
(a)Original image



(b) 垂直锥方向剪切系数
(b)Shearlet coefficients of vertical cone

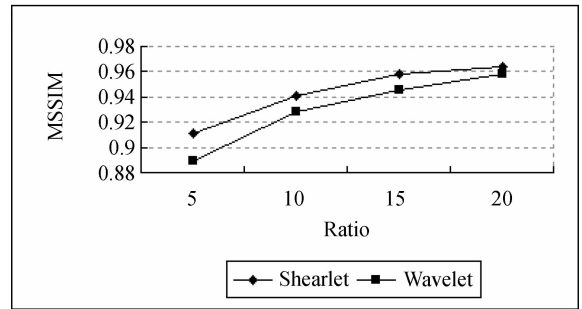
图 2 剪切波变换

Fig. 2 Shearlet transformation

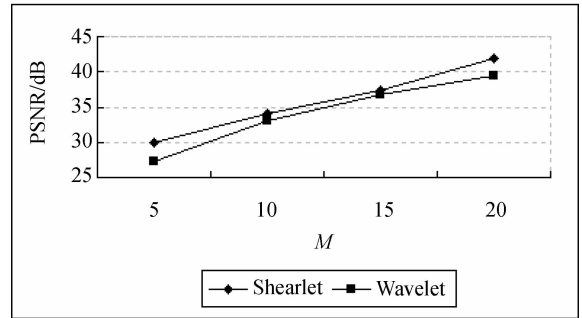
2.2 剪切波与小波性质对比

剪切波与小波一样可以进行多尺度分析并且弥补了小波多方向缺乏的缺点。与小波相比,其突出优点是:

(1)接近最优的稀疏表示性能^[15]。小波对含点状奇异的一维目标函数是最优的基,但是对具有线状或面状奇异的高维目标函数而言,小波并不能达到最优的稀疏表示,而剪切波具有各向异性,能够对图像中高度各向异性的高维奇异特征提供最优的表示。本文对图 2(a)所示的图像分别做小波变换和剪切波变换后用 $M\%$ 的系数对原图像非线性逼近,所得重构图像的 MSSIM^[16] 和 PSNR 值的对比图如图 3(a)、(b)所示:



(a)MSSIM 对比
(a)Comparison of MSSIMs



(b)PSNR 对比
(b)Comparison of PSNRs

图 3 近似逼近结果对比

Fig. 3 Comparison of approximation results

从图 3 可以看出,在分别用 5%、10%、15%、20% 的系数逼近原图像时,用剪切波变换逼近后的图像 PSNR 和 MSSIM 值均高于小波变换逼近后的结果,尤其是用较少系数逼近时,表明剪切波比小波更能最优的近似逼近原图像。

(2)剪切波变换具有多方向性。经过小波变换后的图像高频部分只有水平、垂直和对角 3 个方向,而经过剪切波变换后的图像高频部分的方向个数具有任意性,这使得剪切波变换具有非常好的局部化特性。

感兴趣区域编码通常是基于小波变换的一种图像压缩方法,因此,剪切波的出现有望解决现有

小波变换方法所存在的问题。

3 本文算法

作者在文献[13]中提出了一种基于剪切波变换的医学图像压缩方法,仿真实验结果表明,在同样的压缩比下,基于剪切波的医学图像压缩方法所获得重构图像与原图像的 MSSIM 值和 PSNR 值均高于小波方法所得结果。本文在此基础上结合感兴趣区域压缩的思想,对用剪切波实现医学图像感兴趣区域压缩做了探讨,提出了一种医学图像感兴趣区域近无损压缩算法,其流程图如图 4 所示。

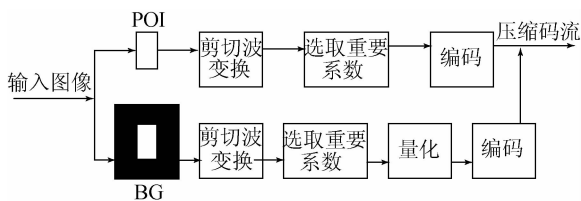


图 4 本文算法流程图

Fig. 4 Block diagram of proposed algorithm

由图 4 可知,本文算法包括以下步骤:

步骤 1:指定 ROI 区域

在输入图像中,指定一块 ROI 区域并将此区域外的部分视为 BG 区域。医学图像中感兴趣区域一般是器官的病变部位,可能是不规则的任意形状。为了简便,本文选择用大的矩形框将 ROI 区域覆盖的方法对感兴趣区域进行预处理,由于 ROI 大小一般不会超过整个图像面积的 25%^[10],本文将矩形区域设定为原图像的 1/8 大小。

步骤 2:剪切波变换

对 ROI 区域和 BG 区域分别进行剪切波变换,用剪切波对图像进行 n 层分解后,每一层均产生 k 个方向子图像,分解后图像的能量总是集中在含有较大变换系数的方向子图像上,不同的分解层数所得系数的能量保留成分和压缩比也不同。本文对含病灶的图像进行 n 层剪切波分解, $n=2,3,4,5$,然后计算了进行不同层分解后所得系数的能量保留成分和压缩比,其结果如表 1 所示。由该表可以看出,当 $n=3$ 时,分解系数能量保留成分较高,平均为 95%,此时在同等设置条件下所得压缩比也最高。故本文对各区域进行 3 层剪切波变换,每层分解为 10 个方向。

表 1 n 级剪切波变换能量保留成分和压缩结果

Tab. 1 Energy reserves and compression results after n -level shearlet transform

Image No.	能量保留成分(%)				压缩比			
	$n=2$	$n=3$	$n=4$	$n=5$	$n=2$	$n=3$	$n=4$	$n=5$
1	93	95	90	89	49	51	50	45
2	93	94	90	86	47	52	51	50
3	94	97	93	89	42	47	39	34
4	92	98	90	88	39	42	37	33
5	94	97	90	89	40	43	38	34
6	94	96	89	87	46	50	44	41
7	93	98	88	86	43	55	40	39
8	95	96	91	90	45	48	42	38
9	93	95	91	87	57	59	44	41
10	92	96	91	84	44	46	43	40

步骤 3:选取重要系数

对 ROI 区域和 BG 区域经剪切波变换后的系数分别进行处理。根据剪切波变换系数的特性,对每一层所产生的 k 个方向变换系数降序排列并进行硬阈值处理,大于阈值的系数保留,称之为重要系数,小于阈值的系数去除,阈值公式如下:
$$X = \begin{cases} x, & x \geq T \\ 0, & x < T \end{cases}, T = p * l, p$$
为恢复图像时所用到的剪切波系数百分比, l 为剪切波系数的总个数。对每一个方向所选重要系数求平均值,选出所含重要系数平均值最大的方向,最后用每层选出的方向所包含重要系数的总和来逼近原区域图像,达到初步压缩和去噪目的。不同图像不同层

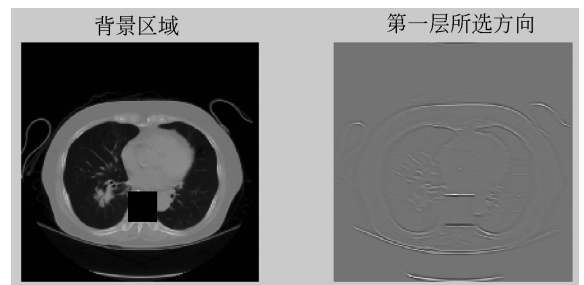


图 5 背景区域第一层所选方向

Fig. 5 Selected direction of BG's first level

所选方向也不相同,图5所示图像为本实验中BG区域第一层所选取的水平部分第三个方向子图像。

步骤4:量化

由于对ROI区域进行无损编码,因此这里将量化步长固定为1,相当于不进行量化,而对于背景区域进行有损编码,其量化步长的选择要视压缩比及所要求的重构图像质量而定。

步骤5:熵编码

对ROI区域和BG区域量化后的系数分别进行熵编码,这里选用 Huffman 编码,该编码方法简单有效,容易实现,可以降低算法复杂度。

解压缩是该过程的逆过程,ROI区域和BG区域分别通过解码和剪切波逆变换得到重构图像,然后经过融合得到原图像重构图像。

4 仿真实验

本文对含有病变的 512×512 大小 CT 图像进行仿真实验,用 PSNR 值和 MSSIM 值来评价重构图像的质量,其中:

$$\text{均方误差: } MSE = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} [x - \hat{x}]^2,$$

$$\text{峰值信噪比: } PSNR = 10 \lg \left(\frac{255 \times 255}{MSE} \right).$$

式中 x 和 \hat{x} 分别为原图像和重构图像, M 、 N 为图像尺寸。结构相似度:

$$SSIM(x, \hat{x}) = [l(x, \hat{x})]^\gamma [c(x, \hat{x})]^\eta [s(x, \hat{x})]^\mu, \quad (1)$$

其中: γ, η, μ 分别是用来调整亮度、对比度以及结构信息的权重,为了简便,这里令 γ, η, μ 均为 1, $l(x, \hat{x})$ 为亮度比较函数, $c(x, \hat{x})$ 为对比度比较函数, $s(x, \hat{x})$ 为结构比较函数,它们的定义分别为:

$$[l(x, \hat{x})] = \left(\frac{2\mu_x \mu_{\hat{x}} + c_1}{\mu_x^2 + \mu_{\hat{x}}^2 + c_1} \right), \quad (2)$$

$$c(x, \hat{x}) = \left(\frac{2\sigma_x \sigma_{\hat{x}} + c_2}{\sigma_x^2 + \sigma_{\hat{x}}^2 + c_2} \right), \quad (3)$$

$$s(x, \hat{x}) = \left(\frac{\sigma_{x\hat{x}} + c_3}{\sigma_x \sigma_{\hat{x}} + c_3} \right). \quad (4)$$

式中 $\mu_x, \mu_{\hat{x}}$ 分别为 x, \hat{x} 的亮度均值; $\sigma_x, \sigma_{\hat{x}}$ 分别为 x, \hat{x} 的标准差; $\sigma_{x\hat{x}}$ 为协方差, c_1, c_2, c_3 是为了防止

当分母接近零时产生不稳定现象所添加的常数 $c_1 = (K_1 L)^2, c_2 = (K_2 L)^2, K_1, K_2$ 是小于等于 1 的常数,这里取 0.05, L 为图像像素值的动态范围,这里为 4 095, $c_3 = c_2/2$ 。对所有子图像的 SSIM 值求平均可得整幅图像的结构相似度均值 (MSSIM),其定义为:

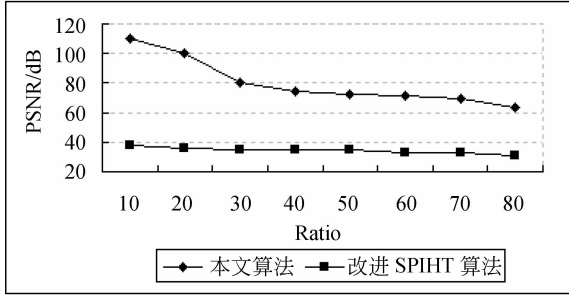
$$MSSIM(x, \hat{x}) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K SSIM(x_i, \hat{x}_i), \quad (5)$$

其中: K 为子图像的数量。

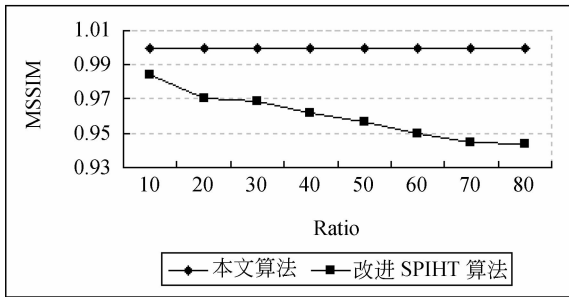
针对选取的大量 CT 图像,分别用改进 SPIHT 算法和本文算法进行仿真实验并记录结果,然后从中任意选取 10 幅图像的压缩结果,将其与全部图像的压缩结果用 Minitabru 统计软件进行显著性水平为 0.01 的检验,软件计算结果为 $p=0.578 > 0.01$,由此可知,任意选取的 10 幅图像的压缩结果和全部图像的压缩结果无显著性差异,因此这里用所任选的 10 幅图像压缩后所得重构图像的 PSNR 平均值和 MSSIM 平均值进行实验分析。表 2 给出了整幅图像的压缩结果数据,表 3 给出了 ROI 图像的压缩结果数据,算法编解码时间如表 4 所示。表 2 和表 3 的结果表明,在同样的压缩比下,无论是 ROI 图像还是整幅图像,本文算法所得重构图像 PSNR 值和 MSSIM 值均高于改进 SPIHT 算法,尤其是在 ROI 区域,在低压缩比时,本文算法所得 PSNR 值比改进 SPIHT 算法平均高出 50 dB,并且其 MSSIM 值也为 1.0,图像信息完全被恢复,改进 SPIHT 算法仅为 0.96 左右。随着压缩比的增大,两种算法所得 PSNR 值和 MSSIM 值均有所下降,但本文算法所得 PSNR 值仍比改进 SPIHT 算法平均高出 40 dB,并且其 MSSIM 值仍能达到 0.99,恢复图像仍接近无损,而改进 SPIHT 算法所得 MSSIM 值下降为 0.94,此外,从表 4 可以看出,本文算法的编解码时间为改进 SPIHT 算法的 1/8,提高了算法的实时性。

图 6(a)、(b)、(c)、(d) 分别给出了 2 种算法所得的结果对比,含菱形折线代表本文算法,含方形折线代表改进 SPIHT 算法,从该图可以看出,随着压缩比的增大,ROI 区域和整幅图像用 2 种算法所得的 PSNR 值和 MSSIM 值均呈下降趋势,但本文算法性能要优于改进 SPIHT 算法,在压缩比为 50 时本文算法取得较好的压缩结果,图 7(a)、(b)、(c)、(d)、(e)、(f) 分别给出了 2 幅 CT

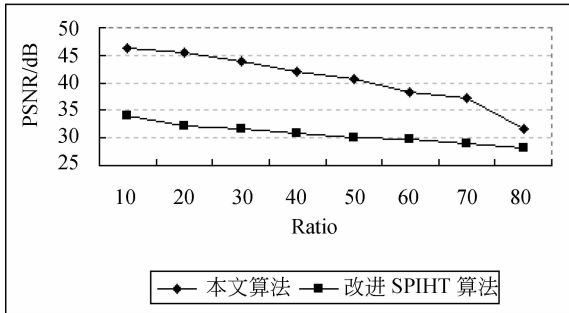
图像以及分别用本文算法和改进 SPIHT 算法进行 50 倍压缩时所得重构图像,从图中可以看出,本文算法所得 ROI 重构图像和整幅图像的重构图像都比改进 SPIHT 算法所得重构图像清晰。



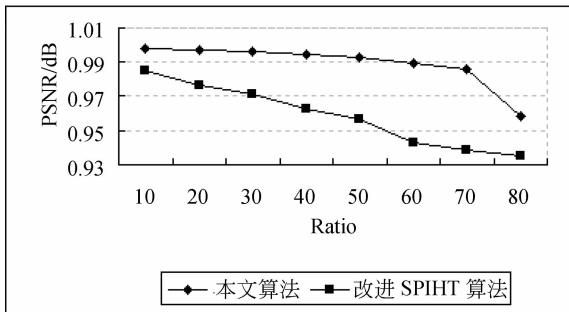
(a)ROI 图像 PSNR 对比图
(a)PSNR comparison of ROI



(b)ROI 图像 MSSIM 对比图
(b)MSSIM comparison of ROI



(c) 整幅图像 PSNR 对比图
(c)PSNR comparison of whole image



(d) 整幅图像 MSSIM 对比图
(d)MSSIM comparison of whole image

图 6 压缩结果对比

Fig. 6 Comparisons of compression results

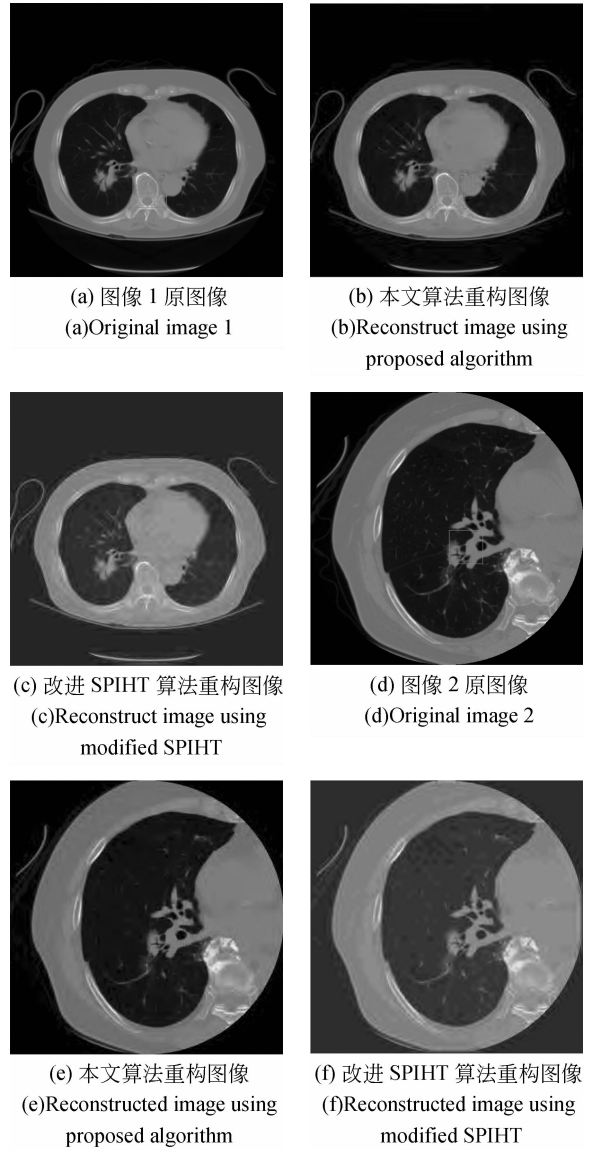


图 7 图像重建效果对比

Fig. 7 Comparison of image's recover effect

表 2 整幅图像压缩结果

Tab. 2 Compression results of whole image

整幅图像 Ratio	PSNR/dB		MSSIM	
	本文算法	改进 SPIHT 算法	本文算法	改进 SPIHT 算法
10	46.36	34.03	0.998 2	0.985 4
20	45.45	32.28	0.997 4	0.976 5
30	43.86	31.73	0.996 3	0.971 1
40	42.13	30.75	0.994 7	0.963 1
50	40.62	30.15	0.992 9	0.956 4
60	38.40	29.90	0.989 2	0.942 8
70	37.20	29.02	0.986 3	0.938 5
80	31.76	28.32	0.958 1	0.935 2

表3 ROI图像压缩结果

Tab.3 Compression results of ROI

ROI图像	PSNR/dB		MSSIM	
Ratio	本文算法	改进 SPIHT 算法	本文算法	改进 SPIHT 算法
10	110.31	37.42	1.00	0.984 2
20	100.45	36.31	1.00	0.970 5
30	80.04	35.14	1.00	0.968 9
40	74.87	34.98	0.999 8	0.961 5
50	72.61	34.39	0.999 7	0.956 4
60	71.39	33.26	0.999 5	0.950 2
70	69.27	32.41	0.999 5	0.944 3
80	64.02	31.32	0.999 5	0.944 1

表4 编解码时间对比

Tab.4 Comparison of codec time

Ratio	编解码时间(s)	
	本文算法	改进 SPIHT 算法
10	4.63	34.82
20	4.07	32.92
30	3.42	32.04
40	3.94	31.95
50	3.64	33.25
60	3.18	33.53
70	3.25	32.08
80	3.13	32.42

5 结 论

本文利用剪切波良好的稀疏特性,并结合对ROI区域进行无损编码、对BG区域进行有损编码的思想,提出了一种医学图像感兴趣区域近无损压缩算法。对实际的医学图像进行实验,并与目前常用的改进SPIHT算法进行了比较。结果表明,该算法与改进SPIHT算法相比,在同样的压

缩比情况下,所得ROI区域和整幅图像的重构图像与原图像之间的MSSIM值分别提高4%和3%,PSNR值分别提高135%和28%,算法所用编解码时间也较短,为改进SPIHT算法的1/8。该算法不仅可以调节ROI和BG的相对重要性,而且无需在码流中加入ROI形状信息和对位平面进行处理,具有计算复杂度低,ROI重构图像质量高的特点,适用于PACS系统中的医学图像压缩。

参考文献:

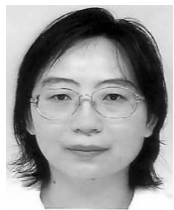
- [1] DOUKAS C N, MAGLOGIANNIS I, KORMENTZAS G. Medical image compression using wavelet transform on mobile devices with roi coding support [C]. *Proceedings of the 2005 27th Annual Conference on Engineering in Medicine and Biology, Shanghai, China; IEEE*, 2005: 3779-3784.
- [2] 杨晓,杨学友,叶声华. 低码率下任意形状感兴趣区域码[J]. *光学精密工程*, 2012,20(4):896-905.
YANG X, YANG X Y, YE SH H. Arbitrary shape ROI image encoding at low bit rate[J]. *Opt. Precision Eng.*, 2012,20(4): 896-905. (in Chinese)
- [3] 徐勇,徐智勇,张启衡. 基于游程和扩展指数哥伦布编码的任意形状感兴趣区域图像编码[J]. *光学精密工程*, 2011,19(1):175-182.
XU Y, XU ZH Y, ZHANG Q H. Arbitrary shaped ROI image coding using Run-length coding and generalized Exp-Golomb coding [J]. *Opt. Precision*

Eng., 2011, 19(1):175-182. (in Chinese)

- [4] 徐勇,徐智勇,张启衡,等. 嵌入掩模的SPIHT任意形状ROI编码[J]. *光电工程*, 2009,36(9):118-124.
XU Y, XU ZH Y, ZHANG Q H, *et al.*. A mask embedded spiht algorithm for arbitrary shape roi coding[J]. *Opto-Electronic Engineering*, 2009, 36(9):118-124. (in Chinese)
- [5] JOAN B R, JOAN S S, FRANCESC A L. JPEG2000 ROI coding with fine-grain accuracy though rate-distortio optimization techniques[J]. *IEEE Signal Processing Letters*, 2009,16(1):45-48.
- [6] PABLO G T, RAMON V, MARIA J, *et al.*. Image compression: maxshift roi encoding options in JPEG2000[J]. *ELSEVIER Computer Vision and Image Understanding*, 2008,109(2): 139-145.
- [7] ZHENG G L, ZHI C, PING X. ROI Auto-detecting and coding method for MRI images transmission [C]. *International Conference on Complex Medical Engineering, Tempe, AZ, USA; IEEE*, 2009: 1-4.

- [8] K. V. S. Implementation of prioritized ROI coding for medical image archiving using JPEG2000[C]. *International Conference on Signals and Electronic Systems, Krakow, Poland; IEEE*, 2008; 239-242.
- [9] 徐向民,刘伟,邢晓芬,等.基于改进 SPIHT 算法的医学图像 ROI 编码[J]. *计算机工程与应用*, 2006, 42(8): 207-209.
XU X M, LIU W, XING X F, *et al.*. Medical image roi compression based on the improved spiht[J]. *Computer Engineering and Applications*, 2006, 42(8):207-209. (in Chinese)
- [10] 赵志英,王景中,于德海.基于整数小波变换和 SPIHT 的 ROI 医学图像压缩[J]. *北方工业大学学报*, 2005, 17(3):10-14.
ZHAO ZH Y, WANG J ZH, YU D H. Medical image roi compression based on iwt and spiht[J]. *North China Univ. of Tech.*, 2005, 17(3):10-14. (in Chinese)
- [11] RAJKUMAR T M P, MRITYUNJAYA V L. ROI based encoding of medical images: an effective scheme using lifting wavelets and spiht for telemedicine[J]. *International Journal of Computer Theory and Engineering*, 2011, 3(3): 338-346.
- [12] GUO K, LABTE D. Optimally sparse multi-dimensional representation using shearlets[J]. *SIAM J. Math. Anal.*, 2007, 39(1): 298-318.
- [13] 李萍,蒋慧琴,王忠勇,等.一种基于剪切波变换的医学图像压缩方法[C]. 第十六届全国图象图形学学术会议暨第六届立体图象技术学术研讨会. 北京:清华大学出版社, 2012; 834-838.
LI P, JIANG H Q, WANG Z Y, *et al.*. A shearlet-based medical image compression method[C]. *The 16th National Conference on Image and Graphics and The 6th Workshop on 3D Images*. Beijing: Tsinghua University Press, 2012; 834-838. (in Chinese)
- [14] WANG Q L. The discrete shearlet transform: A new directional transform and compactly supported shearlet frames[J]. *IEEE Transactions on image processing*, 2010, 19(5): 1166-1180.
- [15] GLENN E, DEMETRIO L, WANG Q L. Optimally sparse image representations using shearlets[C]. *Fortieth Asilomar Conference on Signals, Systems and Computer, Pacific Grove, CA, USA; IEEE*, 2006; 974-978.
- [16] ZHOU W, ALAN C B, HAMID R S, *et al.*. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2004, 13(4): 600-612.

作者简介:



蒋慧琴(1964—),女,河南郑州人,博士,教授,2004年于日本千叶大学信息科学专业获工学博士学位,主要从事医学图像处理 and 三维重建方面的研究。E-mail: iehqjiang@zzu.edu.cn



王忠勇(1964—),男,江西遂川人,博士,教授,1998年于西安交通大学自动控制理论和应用专业获工学博士学位,主要从事嵌入式系统、信号处理和通信理论方面的研究。E-mail: iezywang@zzu.edu.cn



刘玉敏(1956—),女,河南郑州人,博士,教授,2003年于南开大学获管理学博士学位,主要从事质量工程、统计技术和图像处理方面的研究。E-mail: yuminliu@zzu.edu.cn



李萍(1988—),女,河南商丘人,硕士研究生,2006年于解放军信息工程大学获工学学士学位,主要从事图像处理方面的研究。E-mail: lip1988@sina.cn