

Journal of Image
and Graphics

中国图象图形学报



ISSN1006-8961
CN11-3758/TB

2013 6
Vol.1 No.

中国科学院遥感应用研究所
中国图象图形学学会主办
北京应用物理与计算数学研究所

中国图象图形学报

Zhongguo Tuxiang Tuxing Xuebao

2013 年 6 月 第 18 卷 第 6 期(总第 206 期)

目 次

综述

利用块效应特征的 JPEG 图像盲取证研究进展 赵洁, 郭继昌, 张艳(613)

图像处理和编码

可信度双三次插值的 PMD 距离信息和 RGB 图像数据融合 ... 胡良梅, 王竹萌, 高隼, 张旭东, 吴国松(621)

分数阶微分的 CIE $L^*a^*b^*$ 颜色空间边缘检测 汤慧梅, 赵跃进(628)

图像分析和识别

频谱预处理模糊运动方向鉴别的改进算法 孔勇奇, 卢敏, 潘志庚(637)

基于视频动态纹理的火灾检测 邵婧, 王冠香, 郭蔚(647)

医学图像处理

旋转不变的 X 线图像相关度拼接 赵宏, 赵凯, 江春花, 康雁(654)

心肌灌注核磁共振图像的非刚性配准 王建, 潘静薇, 杨新(661)

遥感图像处理

空间约束的无人机影像 SURF 特征点匹配 韩天庆, 赵银娣, 刘善磊, 白杨(669)

支持向量机和水平集的高分辨率遥感图像河流检测 于晓升, 吴成东, 陈东岳, 田子恒(677)

地理信息技术

影响域渐进扩展的居民地增量综合 许俊奎, 武芳(685)

“第 16 届全国图象图形学学术会议”专栏

场景切换视频自适应帧间码率控制 方志军, 高永彬, 舒雷, 袁非牛, 杨勇(692)

适用于 PACS 系统的医学图像近无损压缩 李萍, 蒋慧琴, 杨晓鹏, 刘玉敏(699)

用于视觉词语生成的概率预测器 史淼晶, 徐蕊鑫, 许超(706)

多特征融合的人体目标再识别 范彩霞, 朱虹, 蔺广逢, 罗磊(711)

G^2 连续的低次避障代数样条曲线 陈军(718)

自适应多特征融合的真实感地形快速绘制 曾艳阳, 康凤举, 杨惠珍(724)

第九届和谐人机环境联合学术会议(HHME2013)征稿通知 (730)

Journal of Image and Graphics

(Monthly, Started in 1996)

Vol. 18 No. 6 June 2013

Contents

Review

Survey: blind forensic of JPEG forgeries based on blocking artifacts Zhao Jie, Guo Jichang, Zhang Yan(613)

Image Processing and Coding

PMD distance information and high resolution RGB image data fusion based on bicubic interpolation with credibility
..... Hu Liangmei, Wang Zhumeng, Gao Jun, Zhang Xudong, Wu Guosong(621)

Edge detection in CIE $L^*a^*b^*$ based on fractional differential Tang Huimei, Zhao Yuejin(628)

Image Analysis and Recognition

Motion blur direction detection based on pre-processing of spectrum image Kong Yongqi, Lu Min, Pan Zhigeng(637)

Fire detection based on video dynamic texture Shao Jing, Wang Guanxiang, Guo Wei(647)

Medical Image Processing

X-ray image mosaic based on rotation invariant correlation Zhao Hong, Zhao Kai, Jiang Chunhua, Kang Yan(654)

Non-rigid registration for myocardial perfusion MR image Wang Jian, Pan Jingwei, Yang Xin(661)

Remote Sensing Image Processing

Spatially constrained SURF feature point matching for UAV images Han Tianqing, Zhao Yindi, Liu Shanlei, Bai Yang(669)

Using support vector machine and level set for river detection in high resolution remote sensing image
..... Yu Xiaosheng, Wu Chengdong, Chen Dongyue, Tian Ziheng(677)

Geoinformatics

Expanding the influencing domain gradually for incremental generalization of settlement Xu Junkui, Wu Fang(685)

Issum of the 16th National Conference on Image and Graphics

Adaptive frame-layer rate control in scene change video Fang Zhijun, Gao Yongbin, Shu Lei, Yuan Feiniu, Yang Yong(692)

Near-lossless compression for medical image in PACS Li Ping, Jiang Huiqin, Yang Xiaopeng, Liu Yumin(699)

Probabilistic predictor for fast visual word generation Shi Miaojing, Xu Ruixin, Xu Chao(706)

Person re-identification based on multi-features Fan Caixia, Zhu Hong, Lin Guangfeng, Luo Lei(711)

Construction of low degree algebraic spline curve with G^2 continuity to avoid obstacles Chen Jun(718)

Fast rendering of realistic terrain based on adaptive multiple features fusion Zeng Yanyang, Kang Fengju, Yang Huizhen(724)

中图法分类号: TN919.81 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2013)06-0699-07

论文引用格式: 李萍, 蒋慧琴, 杨晓鹏, 刘玉敏. 适用于 PACS 系统的医学图像近无损压缩[J]. 中国图象图形学报, 2013, 18(6): 699-705.

适用于 PACS 系统的医学图像近无损压缩

李萍¹, 蒋慧琴¹, 杨晓鹏², 刘玉敏¹

1. 郑州大学信息工程学院和数字化影像技术研究中心, 郑州 450001; 2. 郑州大学第一附属医院医学装备部, 郑州 450001

摘要: 为解决海量医学数据与有限存储空间和传输带宽之间的矛盾, 提出一种适用于 PACS (picture archiving and communication system) 系统的医学图像近无损压缩算法。首先对病变区域和背景区域分别进行剪切波变换和小波变换; 其次, 选取一些能够近似逼近病变区域图像的重要系数达到去噪和初步压缩的目的; 然后, 对病变区域所选取的重要系数进行无损 Huffman 编码, 同时对背景区域所得小波系数进行量化和多级树集合分裂算法 (SPIHT) 编码实现压缩; 最后, 融合各区域经解码和逆变换得到的图像获得整幅重构图像。实验结果表明, 新算法在与小波有损压缩方法设置同样压缩比的情况下, 所获取的病变区域重构图像和原病变区域的平均结构相似度 (MSSIM) 提高了 6%, 峰值信噪比 (PSNR) 是小波有损压缩方法的 2.54 倍, 而整幅重构图像与原图像的 MSSIM 提高了 2%, PSNR 提高了 13%。

关键词: 医学图像压缩; 小波变换; 剪切波变换; Huffman 编码

Near-lossless compression for medical image in PACS

Li Ping¹, Jiang Huiqin¹, Yang Xiaopeng², Liu Yumin¹

1. School of Information Engineering and Digital Image Technology Research Center, Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China;

2. Department of equipment of the First Affiliated Hospital of Zhengzhou University, Zhengzhou 450001, China

Abstract: To solve the contradiction between the enormous amount of medical image data and the limited storage space and transfer bandwidth, we propose a near-lossless compression algorithm for medical images in PACS (picture archiving and communication system). First, the lesion area and background are transformed into the shearlet domain and wavelet domain respectively. Second, we select the significant coefficients that can approximate the lesion area accurately for denoising and preliminary compression. Third, we make lossless Huffman coding to the significant coefficients selected by the previous step and process the wavelet coefficients of the background by quantization and SPIHT coding. Finally, we use two result images processed by decoding and inverse transform and obtain the complete reconstructed image. Experiment results show that the MSSIM and PSNR between the original lesion area and the reconstructed image obtained by the new algorithm increased by 6% and 154% respectively compared to the wavelet-based method with the same compression ratio, for the whole image, the MSSIM and PSNR increased by 2% and 13% respectively.

Key words: medical image compression; wavelet transform; shearlet transform; huffman coding

收稿日期: 2012-11-15; 修回日期: 2012-12-24

基金项目: 国家自然科学基金项目 (61271146); 河南省科技攻关项目 (122102210103); 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 (112PLJRC356)

第一作者简介: 李萍 (1988—), 女, 郑州大学信息工程学院通信与信息系统专业硕士研究生, 主要研究方向为医学图像压缩。E-mail: lip1988@sina.cn

通讯作者: 蒋慧琴, E-mail: iehqjiang@zzu.edu.cn

0 引言

近年来,数字化医院的建立对 PACS (picture archiving and communication system) 系统的需求不断增加。而数字化影像设备的广泛应用使医学数据呈爆炸式增长,势必给 PACS 系统中有限的存储空间和传输带宽带来严峻挑战。由此可见,如何对医学数据进行高效压缩是 PACS 系统关键技术之一。

目前 PACS 系统中对医学图像的压缩方法多采用基于小波变换的方法。例如文献[1]提出了基于小波变换结合使用 Huffman 编码对超声波图像进行压缩的方法,文献[2]基于小波变换和改进的 SPIHT 编码提出一种医学图像压缩算法,文献[3]扩展了文献[2]的方法,对病变区域和背景区域分别进行了不同的处理。进一步,由于影像诊断时医生感兴趣的是病灶部位,因此感兴趣区域压缩成为当前的研究热点之一^[4-5]。

目前存在的感兴趣区域压缩算法以无损压缩为主,但因其压缩比仅能达到 15 ~ 20^[6],远不能满足爆炸式增长的医学数据的存储与高速传输要求,近年出现的基于小波变换的有损压缩算法虽能提高压缩比,但由于理论上小波对具有线状或面状奇异的高维目标函数而言,并不能达到最优稀疏表示,而医学图像中的病变是线状或面状奇异等各种各样的,因此,基于小波变换的医学图像压缩有一定的局限性。

针对以上问题,提出一种适用于 PACS 系统的医学图像近无损压缩算法,该算法对病变区域用剪切波变换替代小波变换,通过选取重要变换系数和结合使用 Huffman 编码方法来实现无损压缩、对背景区域采用小波变换并结合使用 SPIHT 编码实现有损压缩。实验结果表明,与传统小波压缩方法相比,在压缩比相同的情况下,本文算法所获取的病变区域和整幅图像的重构图像与原图像之间的平均结构相似度 (MSSIM) 和峰值信噪比 (PSNR) 均有显著提高。

1 剪切波分解

剪切波是为了克服小波对高维数据表示的局限

性而应运而生的一种新的多尺度几何分析方法。剪切波变换不仅具有多尺度和多方向性,而且具有快速实现算法。

剪切波变换有多种实现方法,本文基于仿真实验选取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^[7]。其实现流程如图 1 所示,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,例如在进行尺度为 L 的分解时,首先进行剪切变换,由剪切矩阵实现方向分解,得到 k 个方向子图像;其次,对分解产生的 k 个方向进行尺度分解,尺度分解由多尺度剖分小波基来实现,通过尺度分解从而得到不同尺度不同方向的子图像。其中每一尺度的方向个数 k 是由方向向量 $\mathbf{n}_{\text{dir}} = [n_1 n_2 n_3 \cdots n_L]$ 决定的,剪切波分解后在尺度 j ($j = 1, 2, \cdots, L$) 上水平锥和垂直锥各有 $2^{n_j+1} + 1$ 个方向,总方向个数为 $2^{n_j+2} + 2$,对图 2 进行 4 层剪切波分解,令 $\mathbf{n}_{\text{dir}} = [1111]$,此时图 2 的垂直锥剪切系数如图 3 所示,其中第 1 到 4 行对应尺度 $j = 1 \sim 4$,每一行包含 5 个子图像,即各尺度上均有 5 个方向。

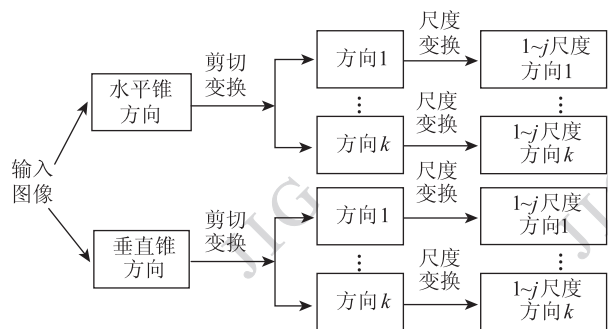


图 1 剪切波分解流程图

Fig. 1 The block diagram of shearlet decomposition

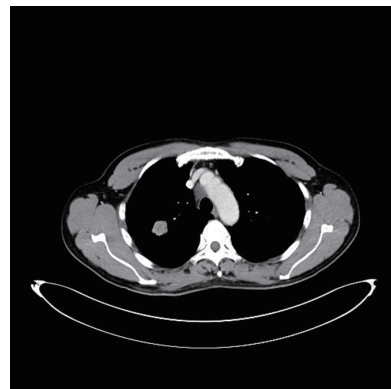


图 2 右上肺图像

Fig. 2 The right upper lung

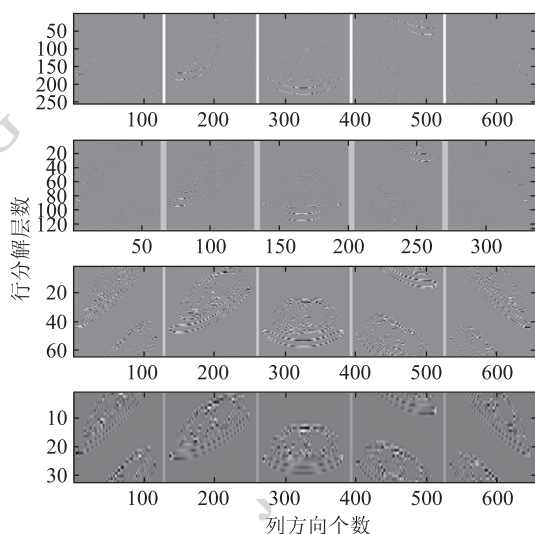


图3 垂直锥方向剪切系数

Fig. 3 The shearlet coefficients of vertical cone

2 本文算法原理

医学图像压缩的一般流程包括变换、量化和熵

编码三大部分。在前期研究中,根据剪切波良好的稀疏特性^[8-11],提出了一种基于剪切波变换的医学图像压缩方法并取得了较好的效果。另一方面,目前用于医学图像的常见熵编码方法主要有 Huffman 编码、游程编码和算术(Arth)编码。本文首先对含病灶的图像进行剪切波变换并选取重要系数,然后分析了这些重要系数的统计特性,发现 Huffman 编码和算术编码较适合,因此使用这两种编码方法进行了仿真实验,结果如表 1 所示,其中, T 、 η 分别为编码时间和编码效率,PSNR、Ratio 分别为峰值信噪比和压缩比。由该表可以看出,Huffman 编码和算术编码相比,所用编码时间平均减少了 17 s、编码效率平均高出 16%、编码前后的 PSNR 值平均高出 7 dB、所能达到的压缩比也平均高出 5 倍。故提出用剪切波变换结合 Huffman 编码对病变区域进行无损压缩、用小波变换结合 SPIHT 编码对背景区域进行有损压缩的医学图像近无损压缩算法,具体流程图如图 4 所示。

表1 算术编码和 Huffman 编码结果对比

Table 1 Comparisons of the coding results between Arth coding and Huffman coding

图像序号	T		η		PSNR		Ratio	
	Huffman	Arth	Huffman	Arth	Huffman	Arth	Huffman	Arth
1	2.81	18.38	0.65	0.21	46	41	24.08	4.04
2	1.43	17.94	0.67	0.31	43	41	23.87	4.04
3	1.03	13.61	0.52	0.29	47	41	26.98	3.76
4	1.02	10.76	0.63	0.32	47	41	25.39	4.19
5	0.86	13.70	0.72	0.25	47	41	24.49	3.61
6	0.94	16.02	0.71	0.31	47	41	24.11	3.44
7	0.74	13.65	0.87	0.28	46	41	24.14	3.61
8	1.00	27.44	0.63	0.24	48	40	38.14	9.83
9	1.53	27.58	0.70	0.24	50	40	32.12	6.12
10	0.70	21.08	0.94	0.25	58	40	35.44	4.67

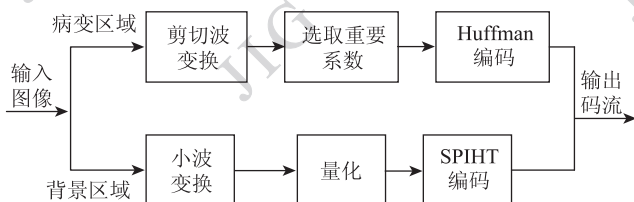


图4 本文算法流程图

Fig. 4 The block diagram of the proposed algorithm

由图 4 可知,输入图像首先被分割成病变区域

和背景区域部分。其中,病变区域的压缩包括以下步骤:

1) 剪切波变换

对图像进行 L 层剪切波变换,每一层均产生 k 个方向子图像,剪切波变换不具有小波变换后一个低频近似子图像和 $3L$ 个高频细节子图像的规律分布特性,但分解后能量总是集中在含有较大变换系数的方向子图像上。这里对图 5(a)所示 CT 图像病变区域进行 4 层剪切波变换,每层分解为 10 个

方向。

2) 选取重要系数

根据剪切波变换系数的特性,对每一层所产生的 k 个方向变换系数均进行阈值处理,并对每一个方向阈值处理后的系数即重要系数求平均值,选出

所含重要系数平均值最大的方向,例如图 5(b)所示病变区域第 1 层所选取的是垂直部分第 2 个方向,其方向子图像如图 5(c)所示。最后用每层选出的方向所包含重要系数的总和来逼近原图像^[12],达到初步压缩和去噪的目的。

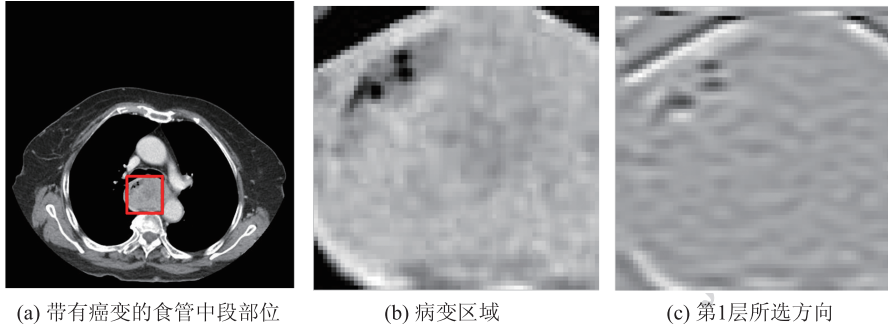


图 5 食管中段部位及其病变区域第 1 层选取方向

Fig. 5 The mid-esophageal parts and the selected direction of the lesion area's first level

3) 熵编码

对所选取的重要系数进行熵编码。基于表 1 的仿真结果,Huffman 编码在剪切波系数的编码处理上呈现出一定的优势,因此选用 Huffman 编码。

背景区域的压缩包括以下步骤:

1) 小波变换

对图像进行 L 层小波变换,将会产生一个低频子图像和 $3L$ 个高频子图像,在基于小波变换的医学图像压缩算法中,小波基的选择直接关系到其压缩性能,通过实验,选用 coif5 小波对图像进行 4 层小波变换。

2) 量化

由于对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。通过大量实验将量化步长选为 8,使得在高压压缩比时能够保证重构图像质量。

3) 熵编码

对小波系数进行熵编码,由于小波系数在同一方向上各子带之间具有自相似性,因此目前基于小波变换常用的编码思想是零树编码,其中最具有代表性的零树编码方法就是 SPIHT^[13]方法,它继承了小波系数的零树结构,具有很好的渐进传输特性,能够优先传输幅值较大的系数。该方法是压缩效果最好的嵌入式编码算法之一,因此本文对背景区域选用 SPIHT 编码。

进行仿真实验,这些图像由郑州大学第一附属医院放射科提供,仿真实验环境为 MatlabR2009,用 PSNR 值和 MSSIM 值^[12]来评价重构图像的质量,其中均方误差为

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

$$\text{PSNR} = 10 \lg \left(\frac{255 \times 255}{\text{MSE}} \right)$$

式中, $x(i,j)$ 和 $\hat{x}(i,j)$ 分别为原图像和重构图像的像素值, M,N 为图像尺寸。令 $\mathbf{x}$ 和 $\hat{\mathbf{x}}$ 的结构相似度为

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

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

$$l(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = \frac{2\mu_x \mu_{\hat{x}} + d_1}{\mu_x^2 + \mu_{\hat{x}}^2 + c_1} \quad (2)$$

$$c(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = \frac{2\sigma_x \sigma_{\hat{x}} + d_2}{\sigma_x^2 + \sigma_{\hat{x}}^2 + c_2} \quad (3)$$

$$s(\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}) = \frac{\sigma_{x\hat{x}} + d_3}{\sigma_x \sigma_{\hat{x}} + c_3} \quad (4)$$

式中, $\mu_x, \mu_{\hat{x}}$ 分别为 $\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}$ 的亮度均值; $\sigma_x, \sigma_{\hat{x}}$ 分别为 $\mathbf{x}, \hat{\mathbf{x}}$ 的标准差; $\sigma_{x\hat{x}}$ 为协方差, d_1, d_2, d_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。对所有子图像的 SSIM 值求平均,可得整幅图像的 MSSIM,

3 仿真实验

采用含病灶的不同部位的 DICOM 规格 CT 图像

其定义为

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

K 为子图像的数量。

选用 10 幅含有病灶的 CT 图像,分别用本文算法和文献[5]算法进行仿真实验,并对病变区域和整幅图像分别计算压缩后所得重构图像的 PSNR 平均值和 MSSIM 平均值,其计算结果分别如表 2、表 3 所示。算法编解码所用时间对比如表 4 所示。

从表 2、表 3 和表 4 可以看出,本文算法的编解码所用时间虽然比文献[5]算法平均增加了 0.4 s,但其压缩效果优势明显。在同样的压缩比下,本文算法所得重构图像的 PSNR 值和 MSSIM 值均高于文献[5]算法,尤其是在病变区域,在低压缩比时,本文算法所得 PSNR 值比文献[5]算法平均高 52 dB,并且其 MSSIM 值可高达 1.0,病变区域图像信息完全被恢复,而文献[5]算法仅为 0.97 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 值仍比文献[5]算法平均高出 45 dB,并且其 MSSIM 值仍能达到 0.99,恢复图像接近无损,而文献[5]算法所得 MSSIM 值下降为 0.91。图 6 给出了两种算法所得压缩结果对比,从图 6 可以看出,随着压缩比的增大,病变区域和整幅图像分别用两种算法所得 PSNR 值和 MSSIM 值均呈下降趋势。

表 2 病变区域图像压缩结果对比

Table 2 Comparisons of the lesion area's compression results

Ratio	PSNR/dB		MSSIM	
	本文算法	文献[5]算法	本文算法	文献[5]算法
20	92	39	1.0	0.99
30	87	35	1.0	0.98
40	83	30	1.0	0.95
50	79	30	0.99	0.95
60	76	30	0.99	0.95
70	73	27	0.99	0.91
80	69	27	0.99	0.91
90	64	27	0.99	0.91

表 3 整幅图像压缩结果对比

Table 3 Comparisons of the whole image's compression results

Ratio	PSNR/dB		MSSIM	
	本文算法	文献[5]算法	本文算法	文献[5]算法
20	43	33	0.99	0.99
30	38	32	0.99	0.98
40	34	31	0.98	0.97
50	34	31	0.98	0.97
60	34	31	0.97	0.96
70	31	30	0.97	0.96
80	31	28	0.97	0.94
90	31	28	0.97	0.94

表 4 编解码时间对比

Table 4 Comparisons of the encoding and decoding time /s

Ratio	本文算法	文献[5]算法
20	9.54	9.09
30	9.87	9.59
40	5.39	5.05
50	5.48	5.03
60	3.47	2.94
70	3.51	2.98
80	3.51	2.97
90	3.48	2.91

图 7 和图 8 分别是带有癌变的右上肺部图像和食管中段部位图像的压缩结果,由对比图可以看出,用本文算法压缩所得重构图像明显较文献[5]算法所得图像清晰,尤其是病变区域,效果更加明显。

4 结 论

本文提出了一种实现医学图像压缩的新算法,该算法利用剪切波的稀疏性及其对病变区域良好的表示特性,对病变区域采用低压缩比的无损压缩、对背景区域采用高压缩比的有损压缩。对实际的含病灶的医学图像进行仿真实验,结果表明,本文算法在与文献[5]算法设置同样的压缩比的情况下,所获取的

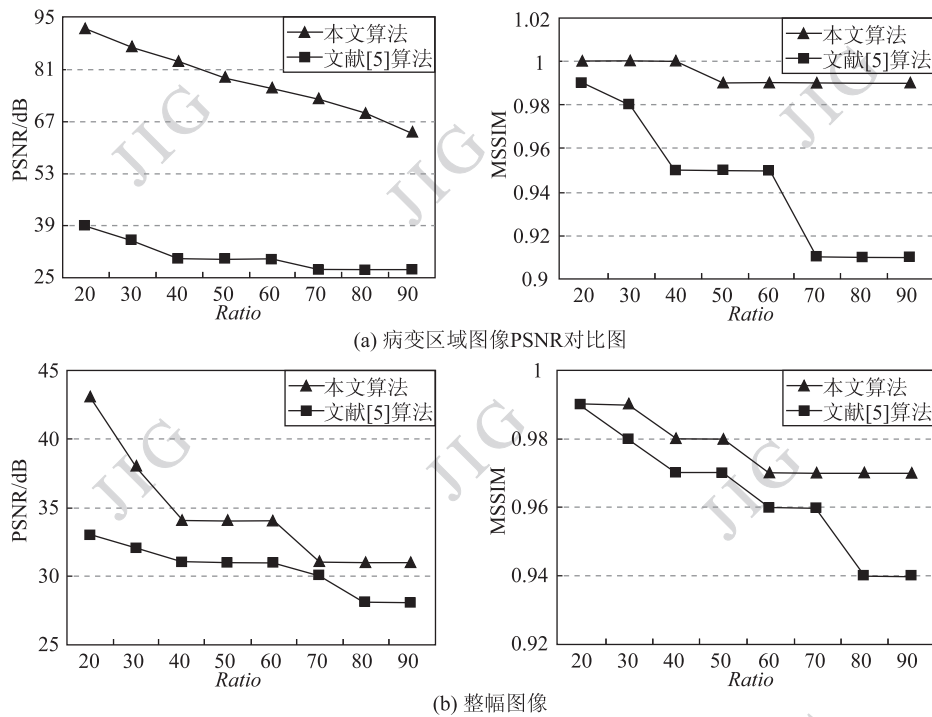


图 6 重构图像与原图像之间的 PSNR 值和 MSSIM 值对比

Fig. 6 Comparisons of PSNR and MSSIM between reconstructed image and original image

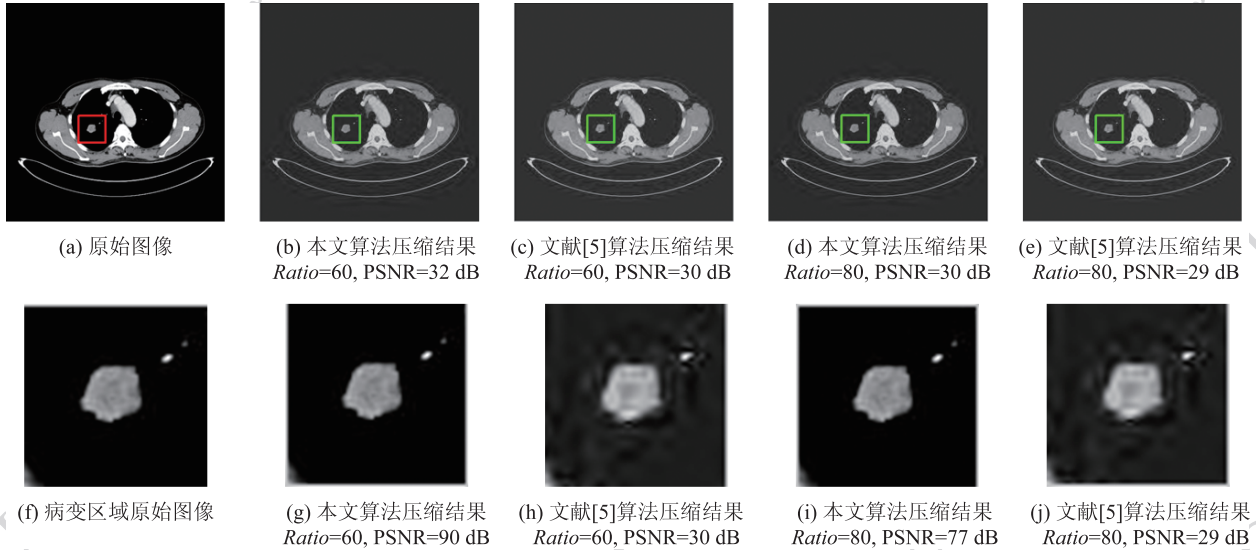


图 7 右上肺部位图像压缩结果

Fig. 7 Compression results of the right upper lung

病变区域重构图像和原病变区域的 MSSIM 提高了 6%，PSNR 是文献[5]算法的 2.54 倍，而整幅重构图像与原图像的 MSSIM 提高了 2%，PSNR 提高了 13%。该算法在保证高压缩比的同时提高了病变区域恢复图像的质量，适用于 PACS 系统中离线存储的医学图像压缩。在以后的工作中，将对算法进行优化，减少压缩过程中的计算量，此外，本文中病变

区域的指定是由医学专家手动完成，他们指定的病变区域也通常为规则的形状，而事实上医学病变区域是形状各异的，因此，如果仅将其局限于规则的图像，势必会引入误差，影响压缩性能，在以后的工作中，将把医学图像的分割方法和压缩结合起来，实现病变区域的自动分割和提取，更好地实现医学图像病变区域的压缩。

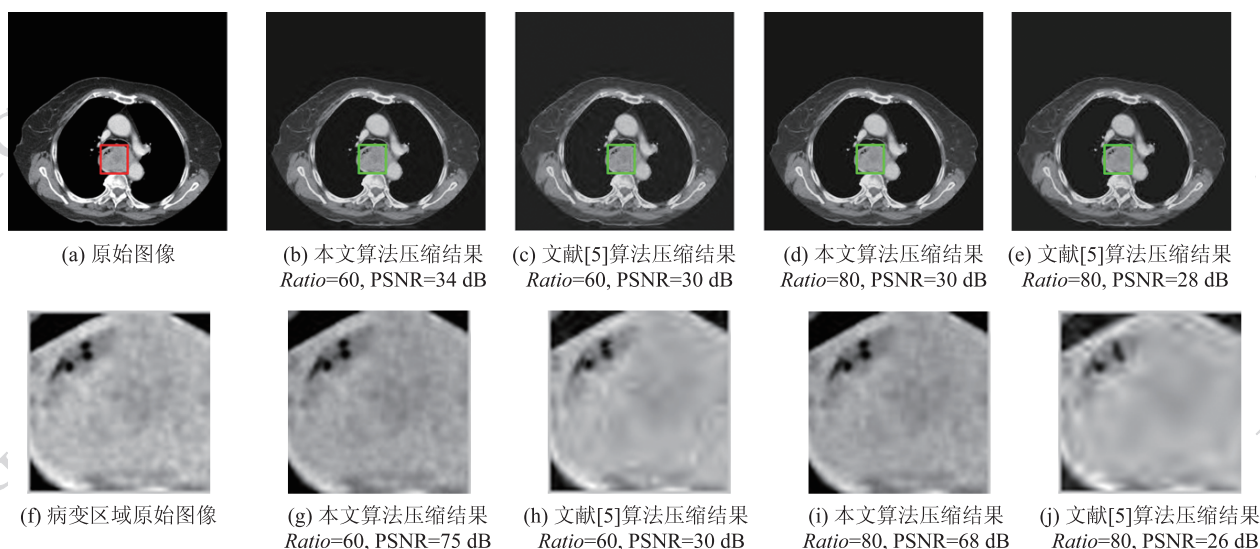


图8 食管中段部位图像压缩结果

Fig. 8 Compression results of the Mid-esophageal parts

参考文献 (References)

- [1] Elham S, Hamid B, Nasrin A N, et al. A new approach to compression of medical ultrasound images using wavelet transform [C]//Proceedings of the 3rd International Conference on Advances in Circuits, Electronics and Microelectronics. Venice, Italy: IEEE Computer Society, 2010, 25(3):40-44. [DOI:10.1109/CENICS.2010.14.]
- [2] Hu H. Research on medical image compression based on wavelet transform[D]. Wuhan: Wuhan University of Technology, 2010. [胡晖. 基于小波变换的医学图像压缩研究[D]. 武汉: 武汉理工大学, 2010.]
- [3] Mooyithi M, Amutha R. A near lossless compression method for medical images [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Advance in Engineering, Science and Mangagement. Nagapattinam, Tamil Nadu, India: IEEE, 2012:39-44.
- [4] Liu Z G, Chai Z, Xing P. ROI auto-detecting and coding method for MRI images transmission [C]//Proceedings of International Conference on Complex Medical Engineering. New York, USA: IEEE, 2009:1-4.
- [5] Joan B R, Joan S S, Francesc A, et al. JPEG2000 ROI coding method with perfect fine-grain accuracy and lossless recovery [C]//Proceedings of the 43rd Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Monterey, California, USA: IEEE Signal Processing Society, 2009:558-562.
- [6] Wu D, Damian M T, Marilyn B, et al. Perceptually lossless medical image coding [J]. IEEE Transactions on medical imaging, 2006, 25(3):335-344.
- [7] Lim W Q. The discrete shearlet transform: a new directional transform and compactly supported shearlet frames [J]. IEEE Transactions on Image processing, 2010, 19(5):1166-1180.
- [8] Glenn E, Demetrio, Lim W Q. Optimally sparse image representations using shearlets [C]//Proceedings of the 40th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers. Pacific Grove, CA, USA: IEEE, 2006: 974-978.
- [9] Sheng Y, Demetrio L, Glenn R E, et al. A shearlet approach to edge analysis and detection [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(5):929-941.
- [10] Glenn R E, Demetrio L, Fla-via C. Shearlet-based total variation diffusion for denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2009, 18(2):260-268.
- [11] Hou B, Hu Y H, Jiao L C. Improved shearlet edge detection for waters of SAR images [J]. Journal of Image and Graphics, 2010, 15(10):1549-1554. [侯彪, 胡育辉, 焦李成. SAR 图像水体的改进 Shearlet 边缘检测 [J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(10):1549-1554.]
- [12] Guo Q. Research on shearlet-based statistical model for images and its applications [D]. Shanghai: Shanghai University, 2010. [郭强. 基于剪切波变换的图像统计模型及其应用研究 [D]. 上海: 上海大学, 2010.]
- [13] Said A, Pearlman A. A new, fast, efficient image codec based on set partitioning in hierarchical trees [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems For Video Technology, 1996, 6(3):243-245.