

高强度聚焦超声图像纹理分析

龙群芳, 张 东

武汉大学物理科学与技术学院, 湖北 武汉 430072

【摘要】通过纹理信息分析筛选出合适的纹理特征能为超声图像的目标定位和分割做准备。本文介绍了3种常用的纹理分析方法,并且利用共生矩阵重点对一种新的无创肿瘤治疗技术——高强度聚焦超声(High Intensity Focused Ultrasound, HIFU)治疗中超声图像的纹理信息进行了分析,包括角二阶矩(Angular Second Moment, ASM)、相关性、逆差矩(Inverse Difference Moment, IDM)、熵、对比度、不相似度等。最终确定了3种有效的子宫肌瘤图像纹理特征,即ASM、IDM和相关性。这些特征在肿瘤区域和正常组织之间有明显的差异,ASM和IDM的相对差异都在20%以上,而相关性的相对差异也在5%以上。这3种纹理特征有望运用于HIFU中超声图像的目标定位和分割,但还需要进一步研究噪声对纹理信息的干扰。

【关键词】纹理分析;共生矩阵;高强度聚焦超声治疗;子宫肌瘤

【中图分类号】TP391

【文献标识码】A

【文章编号】1005-202X(2015)06-0830-05

Texture analysis of high intensity focused ultrasound image

LONG Qun-fang, ZHANG Dong

School of Physics and Technology, Wuhan University, Wuhan 430072, China

Abstract: Texture information analysis method was applied to screen out proper texture features for the object location and segmentation in ultrasound images. Three commonly used texture analysis methods were introduced in this paper, and the texture information of ultrasound image in a new non-invasion tumor therapy, high intensity focused ultrasound (HIFU) therapy, was analyzed by co-occurrence matrix, including angular second moment (ASM), correlation, inverse difference moment (IDM), entropy, contrast and dissimilarity. ASM, IDM and correlation were finally confirmed as three effective texture features of uterine fibroid images. These three texture features appeared obvious differences between tumor region and normal region. The relative differences of ASM and IDM were higher than 20%, and that of correlation was higher than 5%. These texture features are of good potential to be applied in the object location and segmentation of ultrasound images in HIFU. However, the interference of noise on texture information is needed to be further studied.

Key words: texture analysis; co-occurrence matrix; high intensity focused ultrasound therapy; uterine fibroid

前言

超声检查是一种常用的临床诊断技术,对人体的危害很小,不像CT、核磁共振等一些射线检查会因为检查媒介的放射性给人体带来伤害。超声图像的目标定位和分割则是临床诊断和治疗中非常重要的环节,能够有效帮助确诊疾病以及制定治疗方案。

但是超声图像的质量总是受到超声信号衰减、斑点效应、多噪声等的不良影响。合适的超声图像分析方法能够有效帮助超声图像的目标定位和分割。纹理分析作为计算机视觉和模式识别的重要内容,广泛应用于生物医学图像处理、遥感和工业图像等领域,能够有效辅助目标定位和分割。

超声图像中的肿瘤或者病变区域的纹理与相同的正常组织的纹理存在着差异,因为它们对超声信号的反射有差别。采用不同的纹理特征可以直观地描述它们纹理的不同。描述纹理并计算纹理特征的方法有很多,包括分形维^[1]、马尔可夫随机场^[2]和自回归模型^[3]等基于模型的方法,也有空间自相关^[4]、统计

【收稿日期】2015-07-19

【基金项目】国家重点基础研究发展计划(973)项目(2011CB707900)

【作者简介】龙群芳(1990-),女,硕士,研究方向:图像处理。E-mail: fiona.l@whu.edu.cn。

【通信作者】张 东(1963-),男,副教授,博士生导师,研究方向:现代数字信号处理。E-mail: hb_lqf@163.com。

直方图^[5]以及广泛应用的灰度共生矩阵等基于统计的方法^[6]。超声图像的成像过程中散射体的分布以及散射体与入射超声脉冲波长的相对尺寸会产生不同的图像纹理模式^[7],这些纹理是基于图像强度统计信息的。基于统计的纹理分析方法在超声图像处理中有着很广泛的应用。本文着力于一种新的肿瘤治疗技术——高强度聚焦超声(High Intensity Focused Ultrasound, HIFU)无创肿瘤治疗中的超声图像纹理信息分析,详细介绍了适用于区分HIFU超声图像中目标与背景的几种纹理特征。

1 纹理分析方法

任何一种图像的区域并不总是具有均一亮度的,而是存在亮度变化并且会形成某种特定的重复模式,这就是纹理。不同的物体会产生不同的纹理,不同组织的超声图像具有不同的纹理,因此可以通过纹理分析来完成图像处理中的一些研究任务。但是对于纹理至今仍然没有一个很精确的定义,因此其描述也存在着各种不同的方法。这些描述方法都是基于某些特定的纹理特质而确定各自的计算方式,例如均一性、密度、细致度、光滑度、规则度、方向性等。只用一种描述方法来体现纹理的所有特质是不现实的,不同的纹理描述方法都有它们各自的适用领域。本文重点介绍几种在医学图像纹理分析中比较适用的纹理描述方法。医学图像的纹理结构并不像遥感图像或者工业表面图像那么分明,一般是通过基于统计的描述方法来获取医学图像的纹理信息。

1.1 自相关函数

自相关函数是一种常用的空间频率纹理描述方法,用来度量某一给定位移后的纹理与原位置纹理的相似程度。自相关函数值下降越快,说明位移前后的纹理相关性越小,即纹理基元越小,纹理细致;反之,则说明位移前后纹理相关性越大,即纹理基元越大,纹理粗糙。在纹理基元很大的情况下,适当地增大位移值,可以使得其相关函数缓慢地减小。如果纹理基元具有周期性,那么自相关函数就会随着位移值的变化而呈现周期变化,出现相应的峰和谷。图像自相关函数如下:

$$\rho(\Delta x, \Delta y) = \frac{L_x L_y \int_0^{L_x-1} \int_0^{L_y-1} I(x, y) I(x + \Delta x, y + \Delta y) dx dy}{(L_x - |\Delta x|)(L_y - |\Delta y|) \int_0^{L_x-1} \int_0^{L_y-1} I^2(x, y) dx dy} \quad (1)$$

式中 Δx 和 Δy 是位移参数, $I(x, y)$ 是图像在 (x, y) 处的灰度值, L_x 和 L_y 是图像维数。

1.2 统计直方图

图像的灰度直方图给出了图像灰度级的分布信息,不同形状表示不同的图像特点。如直方图是窄带分布,说明该图像对比度很低,因为灰度级仅仅分布在很小的区域,对比不强烈。统计直方图可以描述的纹理特征都是一阶特征,比如灰度级均值、方差、能量以及熵等。用 $p(i), i = 0, 1, 2, \dots, G-1$ 来表示直方图, G 表示图像的灰度级大小,那么相应的纹理特征可以表示为:

$$\text{均值: } \mu = \sum_{i=0}^{G-1} i p(i) \quad (2)$$

$$\text{方差: } \sigma^2 = \sum_{i=0}^{G-1} (i - \mu)^2 p(i) \quad (3)$$

$$\text{能量: } E = \sum_{i=0}^{G-1} p^2(i) \quad (4)$$

$$\text{熵: } Et = \sum_{i=0}^{G-1} p(i) \log_2[p(i)] \quad (5)$$

1.3 灰度共生矩阵

灰度共生矩阵是近年来广泛应用的医学图像纹理描述方法。郭依正等^[8]、Zhang等^[9]和李越^[10]分别利用灰度共生矩阵分析了肝脏CT图像、肝脏核磁共振图像和肺部CT图像的纹理信息。吴泽晖^[11]还将其应用到肝脏B超图像的纹理分析中。灰度共生矩阵是一个二维统计直方图,是一种二阶统计分析方法,描述了像素的空间关系,展现了纹理中某一灰度级结构重复出现的情况。这种灰度级结构的出现情况由频率 $P(i, j, d, \phi)$ 的矩阵来描述,其意义为具有灰度级 i 和 j 的两个像素,在方向 ϕ 上且间隔距离为 d 。归一化共生矩阵中这一对像素值出现在图像中的频率可以通过式(6)计算出来:

$$P(i, j, d, \phi) = \frac{N_{db}((k, l), (m, n))}{N} \quad (k, l), (m, n) \in I \quad (6)$$

其中 (k, l) 和 (m, n) 分别表示图像 I 中具有灰度级 i 和 j , 且距离为 d 、角度为 ϕ 的像素对中两个点的坐标, N_{db} 则表示图像 I 中具有上述特点的像素对 $((k, l), (m, n))$ 的个数, N 表示所有像素对的总数,即共生矩阵所有元素的和。

利用灰度共生矩阵可以计算出很多不同的纹理特征,目前应用较多的纹理特征包括角二阶矩(Angular Second Moment, ASM)、相关性、逆差矩(Inverse Difference Moment, IDM)、熵、对比度、不相似度等,它们的计算公式如下:

$$\text{ASM: } \text{ASM} = \sum_i \sum_j \{ \hat{P}(i, j) \}^2 \quad (7)$$

相关性:

$$\text{COR} = \frac{\sum_i \sum_j (i - \mu_i)(j - \mu_j) \hat{P}(i, j)}{\sigma_i \sigma_j}$$

$$\mu_i = \sum_i i \sum_j \hat{P}(i, j)$$

$$\mu_j = \sum_j j \sum_i \hat{P}(i, j) \quad (8)$$

$$\sigma_i^2 = \sum_i (i - \mu_i)^2 \sum_j \hat{P}(i, j)$$

$$\sigma_j^2 = \sum_j (j - \mu_j)^2 \sum_i \hat{P}(i, j)$$

$$\text{IDM: IDM} = \sum_i \sum_j \frac{\hat{P}(i, j)}{1 + |i - j|} \quad (9)$$

$$\text{熵: ENT} = - \sum_i \sum_j \hat{P}(i, j) \log_2 \hat{P}(i, j) \quad (10)$$

$$\text{对比度: CON} = \sum_i \sum_j (i - j)^2 \hat{P}(i, j) \quad (11)$$

$$\text{不相似度: DIS} = \sum_i \sum_j |i - j| \hat{P}(i, j) \quad (12)$$

2 HIFU 超声图像纹理分析

灰度共生矩阵计算的纹理特征很多。如果在图像分析中把所有的特征都考虑在内不仅会加大计算量,而且特征与特征之间会存在一定的冗余性,因为有一部分特征是描述图像的同一种纹理特性的。因此应该选择合适的纹理特征来进行图像分析,本文选择了较为常用的几种灰度共生矩阵的纹理特征来描述 HIFU 子宫肌瘤超声图像的纹理特性,然后对大量图像的纹理特征数据进行分析并筛选出适用于区分 HIFU 超声图像中子宫肌瘤和背景的纹理特征,从而方便 HIFU 超声图像中子宫肌瘤的定位和分割。

本文截取了 40 幅 HIFU 超声图像的肿瘤区域和正常组织区域进行纹理分析,因此共有 40 幅肿瘤区域图片和 40 幅正常组织区域图片。利用式(6)计算出这 80 幅图片在 0°、45°、90°和 135°这 4 个方向上的灰度共生矩阵。然后利用式(7)~(12)计算每个灰度共生矩阵相应的纹理特征,分别用散点图表示这些纹理特征的数据,如图 1 所示,其中蓝点表示肿瘤区域特征值,红点表示正常组织区域特征值。从图 1 中看出,肿瘤区域和正常组织区域的 ASM、相关性、IDM 和熵在数值分布上表现出了明显的差异,而对比度和不相似度的数值分布则比较混乱,因此用 ASM、相似度、IDM 和熵有可能区分 HIFU 图像中肿瘤区域和正常组织区域。

然后通过计算这些数据的统计信息进一步分析数据。两种区域的 ASM、相关性、IDM 和熵在数值上

基本没有交集,而对比度和不相似度的数值有一定的交叉,进一步表明了 ASM、相关性、IDM 和熵在区分两种区域时所具有的优势,如表 1 所示。

从表 1 中的两种区域的各个纹理特征的绝对差异可以看出这些纹理特征在 HIFU 超声图像处理中的适用性。有些特征值本身差异就比较大,所以有时候虽然出现了一定的数值差异,但是相对于特征值本身的差异来说还是比较小,这样的特征不能达到一个较好地区分两种区域的效果。因此计算 4 种绝对差异明显的纹理特征值的相对差异并加以分析,可以更好地找到适用的纹理特征。表 2 为归一化以后的差异值,计算公式如下:

$$\varepsilon = \frac{G_{\max}}{T_{TR} + T_{N-TR}} \quad (13)$$

T_{TR} 和 T_{N-TR} 分别表示某一特征在肿瘤区域和正常组织区域中均值加上或者减去均方差后的值,两者之差是该特征在肿瘤区域和正常组织区域之间的最大绝对差值 G_{\max} 。

由表 2 可以看出,两种区域的 ASM 和 IDM 的相对差异很大,都在 20% 以上,而相关性和熵的相对差异偏小,尤其熵的相对差异仅在 5% 左右。

结合图 1、表 1 和表 2,ASM 和 IDM 无论是绝对差异还是相对差异都很大,适用于区分肿瘤区域和正常组织区域;相关性数值分布差异大,但是由于数值波动大,导致标准差较大,所以相对差异显得比较小,用于区分肿瘤区域和正常组织区域有一定的可靠性;熵的绝对差异大,但是相对差异很小,用于区分肿瘤区域和正常组织区域不太可靠;而对比度和不相似度数值分布基本没有明显差异,所以不能用于区分肿瘤区域和非肿瘤区域。

3 结论

纹理分析作为图像处理中重要的研究板块,吸引了很多学者的目光,目前已经有很多不同的纹理描述方法。本文介绍了几种适用于医学图像纹理分析的统计方法,并采用了目前非常广泛应用的灰度共生矩阵描述 HIFU 超声图像中目标区域和背景区域的 6 种纹理特征,通过观察它们的数值分布,计算它们的绝对差异和相对差异,并分析这些纹理特征在 HIFU 超声图像处理中区分目标区域和背景区域的可能性。选取其中少量有用的纹理特征投入应用可以有效地加快图像处理效率。但是超声图像质量

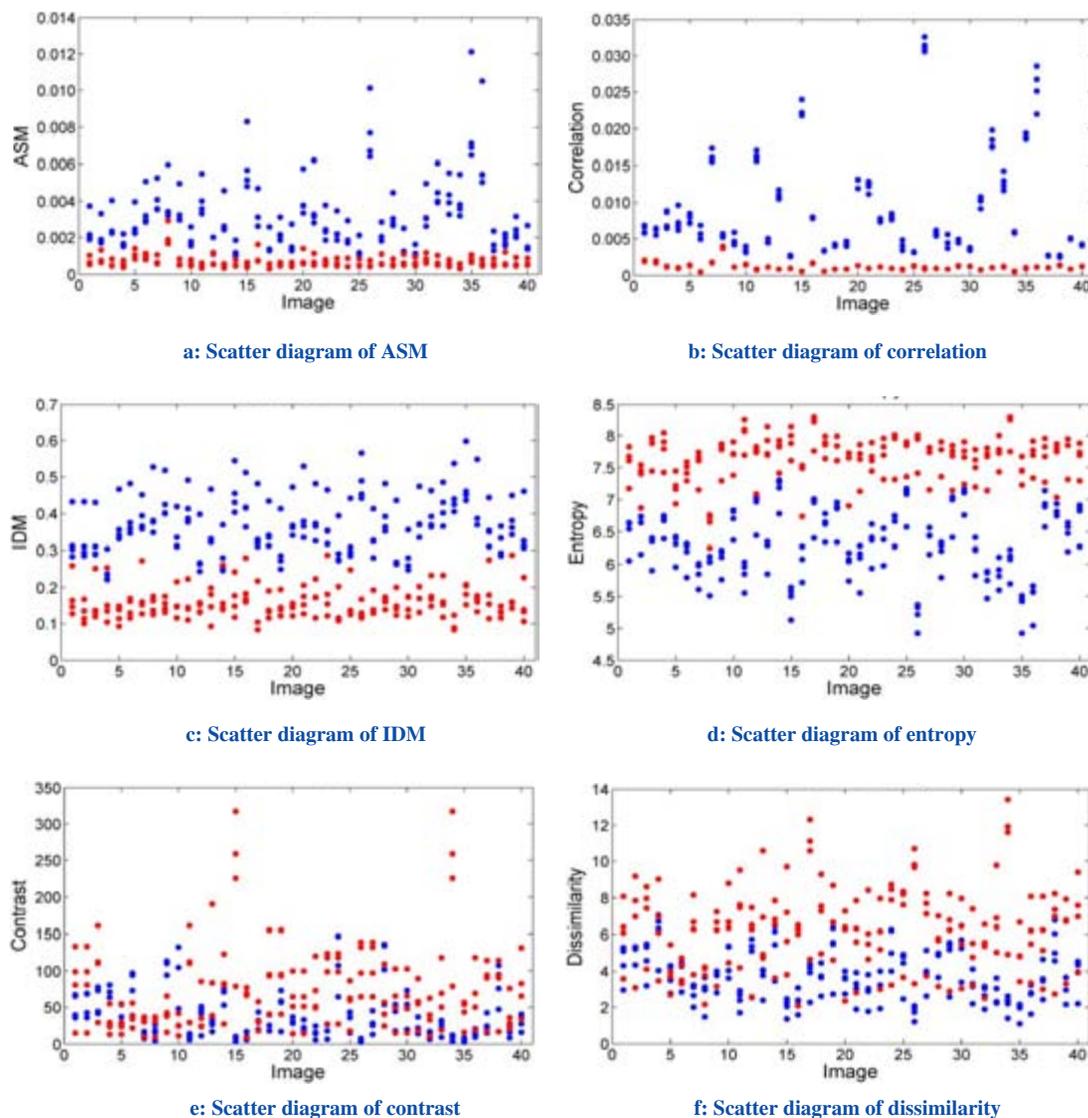


图1 肿瘤区域与正常组织区域纹理特征训练结果散点图

Fig.1 Texture features of tumor regions (TRs) and normal regions

Note: ASM: Angular second moment; IDM: Inverse difference moment. Blue points were characteristic values of TRs, while red points were characteristic values of normal regions

表1 肿瘤区域和非肿瘤区域纹理特征统计

Tab.1 Texture features statistics of TRs and non-tumor regions (N-TRs) (Mean±SD)

		0	$\pi/4$	$\pi/4$	$3\pi/4$
ASM ($\times 10^{-3}$)	TR	4.40±2.40	2.55±1.45	2.84±1.57	2.62±1.36
	N-TR	0.90±0.40	0.54±0.23	0.58±0.26	0.56±0.23
Correlation ($\times 10^{-3}$)	TR	9.20±7.20	8.42±6.82	8.95±6.70	8.32±6.44
	N-TR	1.14±0.58	1.10±0.54	1.10±0.53	1.10±0.54
IDM	TR	0.46±0.06	0.33±0.05	0.35±0.06	0.34±0.056
	N-TR	0.20±0.05	0.13±0.02	0.15±0.02	0.14±0.03
Entropy	TR	5.90±0.49	6.47±0.50	6.36±0.50	6.40±0.49
	N-TR	7.28±0.29	7.81±0.25	7.75±0.27	7.78±0.28
Contrast	TR	27.29±30.31	49.16±36.86	29.25±16.83	47.28±38.08
	N-TR	25.81±18.18	103.04±51.80	74.56±44.11	83.37±66.95
Dissimilarity	TR	2.40±0.83	4.31±1.26	3.64±1.10	4.15±1.35
	N-TR	3.50±0.80	7.49±1.70	6.69±1.54	7.32±2.13

表2 肿瘤区域和非肿瘤区域纹理特征差异归一化结果 (%)
 Tab.2 Normalized texture feature differences of TRs and N-TRs (%)

	0	$\pi/4$	$\pi/2$	$3\pi/4$
ASM	21.21	19.79	20.38	22.93
Correlation	7.53	1.23	15.98	6.82
IDM	23.08	29.41	26.25	25.11
Entropy	4.48	4.06	4.32	4.24

比较低, 纹理分析会因为噪声的存在而出现一些偏差, 一旦加入预处理操作, 又会抹掉一些图像纹理信息, 因此预处理操作和纹理描述方法之间的平衡还需要进一步的研究。

【参考文献】

- [1] Gonzato G. A practical implementation of the box counting algorithm[J]. *Comput Geosci*, 1998, 24(1): 95-100.
- [2] Li SZ. *Markov random field modeling in image analysis*[M]. 3rd ed. London: Springer-Verlag-UK, 2001.
- [3] Comer ML, Delp EJ. Segmentation of textured images using a multiresolution Gaussian autoregressive model[J]. *IEEE Trans Image Process*, 1999, 8(3): 408-418.
- [4] Haralick RM. Statistical and structural approaches to texture[J]. *Proc IEEE*, 1979, 67(5): 786-804.
- [5] Liu X, Wang D. Texture classification using spectral histograms[J]. *IEEE Trans Image Process*, 2003, 12(6): 661-670.
- [6] Haralick RM, Shanmugam K. Textural features for image classification[J]. *IEEE Trans Syst Man Cy B*, 1973, 3(6): 610-621.
- [7] Noble JA, Boukerroui D. Ultrasound image segmentation: A survey [J]. *IEEE Trans Med Imaging*, 2006, 25(8): 987-1010.
- [8] 郭依正, 焦蓬蓬, 周巧扣, 等. 基于GLCM的肝脏CT图纹理特征分析[J]. *实验室研究与探索*, 2012, 8(8): 61-64.
Guo YZ, Jiao PP, Zhou QK, et al. Liver CT image texture feature analysis based on gray level co-occurrence matrix[J]. *Research and Exploration in Laboratory*, 2012, 8(8): 61-64.
- [9] Zhang X, Fujita H, Kanematsu M. Improving the classification of cirrhotic liver by using texture features[C]. Shanghai, Proceedings of the 2005 IEEE: Engineering in Medicine and Biology 27th Annual Conference, 2005: 867-870.
- [10] 李越. 基于形态学及灰度熵的肺结节检测算法[D]. 北京: 北京交通大学, 2011.
Li Y. A detection algorithm based on morphology and gray entropy for pulmonary nodules[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2011.
- [11] 吴泽晖. B超图像的纹理识别[J]. *海南大学学报(自然科学版)*, 2001, 19(4): 337-341.
Wu ZH. Texture recognition of B-mode ultrasound image[J]. *Journal of Hainan University(Natural Science)*, 2001, 19(4): 337-341.