

• 技术方法 •

肝脏带病灶CT图像检索方法

于梅, 卢振泰, 陈武凡

南方医科大学医学图像处理重点实验室, 广东 广州 510515

摘要: 本文提出了一种肝脏CT图像的全局特征提取方法, 并将boostmetric这种距离测度方法用于医学图像检索。目的是提高肝脏病灶的检出率。全局特征提取方法对非张量积小波分解后的低频子带系数直方图分段进行高斯拟合, 此方法利用了低频子带的近似特性, 能更好地表达腹部图像的全局特征。对数据库中图像半自动分割病灶区域, 然后提取病灶局部特征。进行相似性距离测度时用了boostmetric算法。实验通过肝癌、肝血管瘤、肝囊肿这3种疾病的1688幅CT图像验证了这种特征提取方法的有效性, 本方法可以提高病灶的检出率, 具有较好的检索效果。

关键词: 低频子带系数; 高斯拟合; 局部特征; 距离测度; 医学图像检索

中图分类号: TR399 **文献标志码:** A **文章编号:** 1673-4254(2011)02-0221-05

CT image retrieval of the liver with intrahepatic lesions

YU Mei, LU Zhen-tai, CHEN Wu-fan

Key Lab for Medical Image Processing, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China

Abstract: This paper presents a method for global feature extraction and the application of the boostmetric distance metric method for medical image retrieval. The global feature extraction method used the low frequency subband coefficient of the wavelet decomposition based on the non-tensor product coefficient for piecewise Gaussian fitting. The local features were extracted after semi-automatic segmentation of the lesion areas in the images in the database. The experimental verification of the method using 1688 CT images of the liver containing lesions of liver cancer, liver angioma, and liver cyst confirmed that this feature extraction method improved the detection rate of the lesions with good image retrieval performance.

Key words: low-frequency subband coefficient; Gaussian fitting; local feature; distance metric; medical image retrieval

1 引言

随着医学成像技术的迅猛发展和PACS系统的普及, 传统的基于文本方式的数据库管理方式已经渐渐无法满足大规模医学图像数据库的检索需要, 为此基于内容的图像检索(CBIR)技术成为近年来该领域中的研究热点。CBIR技术将成为从海量医学图像数据库中检索图像的一种重要手段。医学图像CBIR系统可以帮助医生在海量数据库中快速寻找具有类似病理特征并已确诊的医学图像, 提高疾病诊断的准确率^[1]。

大多数CBIR系统使用医学图像的灰度、纹理、形状等低级特征^[2-3], 这些特征能较好地表征一幅图

像。临床经验表明医学图像的视觉信息对诊断结果有很大影响。目前, 人们已经提出了各种各样的图像纹理、形状描述子^[4-6], 但仍然不理想。

当前的CBIR技术在医学图像上的研究主要集中在图像相对于模态、解剖结构及视角的方面的自动分类方面^[1], 但在带病灶图像检索方面的研究还很少涉及。本文中我们关注的是提高肝部疾病方面的诊断率。医师在诊断过程中受到影响因素较多, 如: 医生的诊断是客观的, 其诊断是基于医学知识水平和医师经验; 医生人眼和疲劳的原因容易忽略某些细微的改变; 对同一张图片, 不同的医生不可避免的受到个人主观因素的影响得到的诊断结果不同。

我们研究的目标, 一是建立肝部基于内容的图像检索, 促进包含了病理表现相似的放射性图像的检索性能; 二是利用肝部的一个CT图像数据库和图像相似性的一个外标准, 执行这个系统的一个初步估计。

本文提出了全局特征提取的方法, 用从非张量

收稿日期: 2010-10-01

基金项目: 国家自然科学基金(30730036)

Supported by National Natural Science Foundation of China(30730036).

作者简介: 于梅, 博士, E-mail: meimeiyu009@163.com; 卢振泰, 博士,

E-mail: luzhentai@163.com

通讯作者: 陈武凡, E-mail: chenwuf@fimmu.com

积小波滤波器组分解图像后的低频子带系数中用高斯拟合的方法提取的纹理全局特征,然后提取肝部的局部灰度和共生矩阵纹理特征,检索相关图像。

2 特征提取

2.1 肝部图像全局特征提取

我们用文献[7]中构造的一类二维四通道的紧支撑、线性相位和正交性的非张量积小波滤波器组分解图像,得到的所有小波高频子带系数都可以用广义高斯分布模型来近似逼近,而低频系数不满足上述情况(图1)。图像的全局特征表征的是腹部图像的整体特性,而低频子带系数反映的是图像的近似特征,因此更能表示图像的全局特性。而在图1(B)中,低频系数可以看作分段的多峰高斯函数,我们用高斯函数模型来近似逼近小波低频子带直方图的分段系数。

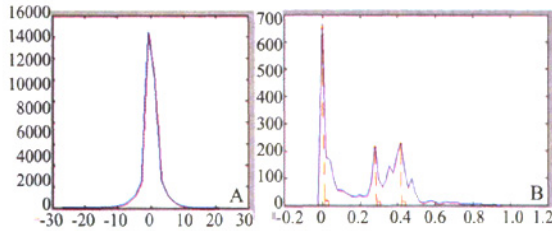


图1 肝部图像分解后的小波高频子带和低频子带系数直方图
(A)小波某一高频子带系数直方图;(B)小波低频子带系数直方图
Fig.1 Histogram of the wavelet high frequency sub-band and low frequency sub-band of the liver images.

用含有3个参数 A, μ, σ 的高斯函数来拟合小波子带低频系数直方图每一段的统计分布,模型如下:

$$P(x) = p(x; A, \mu, \sigma) = A \cdot \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (1)$$

其中, A 代表峰值幅度, μ 为均值, σ 是标准差。

对(1)式取以 e 为底的对数,通过整理得到:

$$\ln P(x) = \frac{1}{2\sigma^2}x^2 - \frac{\mu}{\sigma^2}x + \ln \frac{A}{\sqrt{2\pi}\sigma} + \frac{1}{2\sigma^2}\mu^2 \quad (2)$$

$$\text{令 } a = \ln \frac{A}{\sqrt{2\pi}\sigma} + \frac{1}{2\sigma^2}\mu^2, \quad b = -\frac{\mu}{\sigma^2}, \quad c = \frac{1}{2\sigma^2}. \quad (3)$$

对等式(2)的右边部分进行最小二乘二项式拟合,将求得的 a, b, c ,代入式(3)就可以得到参数 A, μ, σ 。

本文中,子带系数的分段数选为3,也就是说,取低频子带系数直方图的前三段分别用三个高斯函数拟合,得到了3对参数,因此可以用参数对 $\{A_i, \mu_i, \sigma_i\}, i=1,2,3$ 来表示小波低频子带的特征,即图像的纹理特征,这极大地减少了图像特征数据的存储。

2.2 病灶局部特征的提取

本文中,医学图像CBIR是用于辅助诊断,那么病灶区域特征即局部特征对检索结果有较大的影响,因此要先对图像进行病灶区域的分割。另外,在图像分割之前,通常需要对图像进行高斯平滑滤波处理,可以滤除噪声。对医学图像来说,感兴趣区域(ROI)包含了图像所显示的病灶信息。医学图像分析中,已经提出了大量的图像分割算法和方法,来实现医学图像的自动或半自动分割。但是由于医学图像的复杂性,目前还没有一种方法能够实现对所有医学图像进行完全理想的分割,而且现有的分割算法和方法的分割结果的准确度要比专家手工分割的结果差,所以半自动分割方法还是被大量使用。

由此,为保证我们医学辅助诊断系统的准确性,数据库中1688幅腹部图像,用人手操作的半自动分割方法,提取了图像的病灶部位,以提取这部分区域的特征来提高查询精度,图2分别给出肝癌、肝血管瘤、肝囊肿CT图像各一幅,对应的分割结果(图3)。并且在医学影像学专家的指导下,将其中不准确的图像病灶分割结果进行了二次修正,得到较精确的病灶区域。

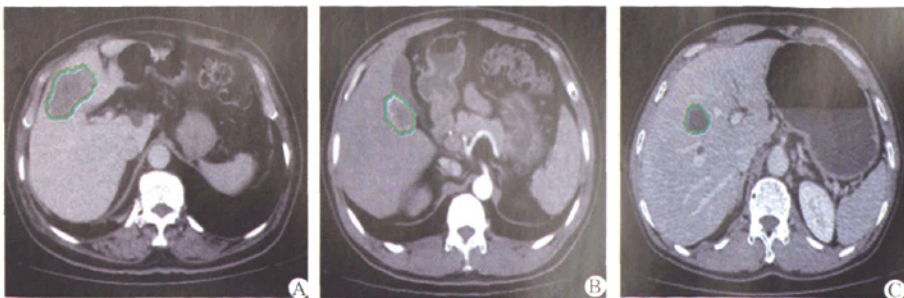


图2 肝癌、肝血管瘤、肝囊肿CT图像
(A)肝癌图像;(B)肝血管瘤图像;(C)肝囊肿图像

Fig.2 CT images of liver cancer, liver angioma, and liver cyst.

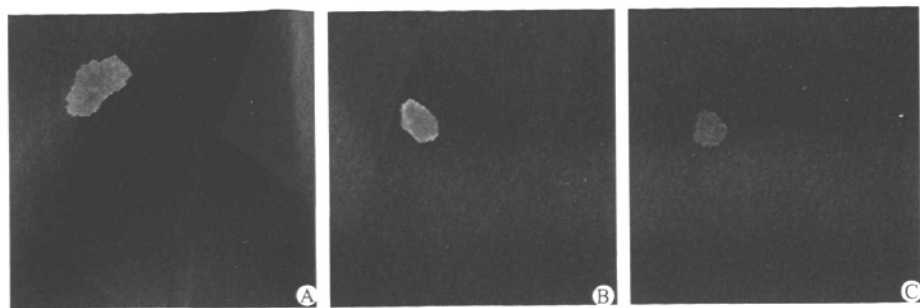


图3 肝癌、肝血管瘤、肝囊肿CT图像的病灶提取
(A)肝癌的病灶部位; (B)肝血管瘤病灶部位; (C)肝囊肿病灶部位
Fig.3 Lesion segmentation from the images of liver cancer, liver angioma, and liver cyst.

分割完成后,提取每个ROI的病灶局部特征来表述分割区域的视觉特征。本文提取的病灶图像局部特征包括灰度特征4维和16维灰度共生矩阵特征^[8],其中灰度特征就是图像的平均灰度特征。

3 相似性距离测度

图像检索的关键之处就在于确定待检索图像同数据库中图像间的相似性,也就是确定检索图像同数据库目标图像特征向量间的距离^[9]。由于特征向量内部各分量的含义不同,需要将不同的特征向量进行内部归一化,使特征向量的内部各分量在相似性度量是地位相同的,本文采用高斯归一化^[10]方法进行处理。

Shen等^[11]提出一个基于boosting的学习 Mahalanbis距离测度的技术,即 Boostmetric。Boostmetric在基于boosting的学习过程中,用了一个秩为1的半正定矩阵作为弱学习器。它的性能要优于目前现有的大部分距离测度方法。下面介绍下这个算法。

计算标准欧氏距离之前,马氏距离相当于用投影矩阵 $L \in R^{D \times d}$ 对数据进行线性变换:

$$\begin{aligned} dist_{ij}^2 &= \|L^T a_i - L^T a_j\|_2^2 = (a_i - a_j)^T L L^T (a_i - a_j) \\ &= (a_i - a_j)^T X (a_i - a_j) \end{aligned} \tag{4}$$

其中, a_i, a_j 表示特征向量。

在最大边缘学习结构中,需要最大化

$$\begin{aligned} dist_{ij}^2 - dist_{ik}^2 &= (a_i - a_k)^T X (a_i - a_k) - (a_i - a_j)^T \\ &X (a_i - a_j) = \langle A_r, X \rangle. \end{aligned} \tag{5}$$

此处, $X = L L^T, A_r = (a_i - a_k)(a_i - a_k)^T - (a_i - a_j)(a_i - a_j)^T$ 。

X 可以分解为:

$$X = \sum_{j=1}^J \omega_j Z_j, \quad \omega_j \geq 0, \text{rank}(Z_j) = 1$$

且 $Tr(Z_j) = 1, \forall j$ 。

$$\text{则有 } Tr(X) = \sum_{j=1}^J \omega_j Tr(Z_j)$$

利用指数损失函数和拉格朗日对偶问题,最优

问题为:

$$\begin{aligned} \min \log(\sum_{r=1}^{|S|} \exp -\rho_r) + v Tr(X) \\ s.t. \rho_r = \langle A_r, X \rangle, \quad r = 1, \dots, |S|, \quad X \text{半正定} \end{aligned} \tag{6}$$

拉格朗日对偶问题是个熵最大化问题,可以记作

$$\begin{aligned} \max - \sum_{r=1}^{|S|} u_r \log u_r, \quad s.t. u \geq 0, 1^T u = 1, \\ \sum_{r=1}^{|S|} u_r H_r \leq v 1^T. \end{aligned} \tag{7}$$

优化计算我们考虑了坐标下降算法, u 的优化迭代用了与之类似 adaboost 算法,坐标下降算法有计算上高效和参数自由的优势。

腹部图像和病灶图像之间的相似度,可以通过计算全局特征和局部特征的距离得到。对于医学图像的CBIR检索,两图像间总的相似度就是全局特征和局部特征的距离归一化后的线性组合,定义为 $d = \omega_1 d_g + \omega_2 d_r$, 其中, ω_1, ω_2 分别是全局特征和局部特征的距离权重,且 $\sum_i \omega_i = 1, i = 1, 2$ 。

本文中,医学图像CBIR用于辅助诊断,则病灶区域局部特征对检索结果有较大的影响,即局部特征距离权重 ω_2 应占较大比重。表1说明了 ω_1, ω_2 取值不同时700多幅肝癌图像查全率下平均查准率的相应变化。

由表1可知,本文中全局特征和局部特征的距离权重值可分别取为 $\omega_1 = 0.1, \omega_2 = 0.9$ 。

4 实验

为评价本文中提出的特征提取算法的性能,本实验从医院PACS系统中共收集203个病例1688幅腹部带病灶CT图像,其中肝血管瘤图像500多幅,肝癌图像700多幅,其它为肝囊肿图像,所有图像取自天津医科大学总医院,扫描分辨率不变,为256级灰度,512×512分辨率。

本实验过程如下:

表1 全局特征和局部特征权重系数的分析
Tab.1 Weight analysis of the global features and local features

权重系数	$W_1=0.4$	$W_1=0.35$	$W_1=0.3$	$W_1=0.25$	$W_1=0.2$	$W_1=0.15$	$W_1=0.1$
	$W_2=0.6$	$W_2=0.65$	$W_2=0.7$	$W_2=0.75$	$W_2=0.8$	$W_2=0.85$	$W_2=0.9$
肝癌平均查准率(%)	61.35	61.43	61.51	61.58	61.65	61.70	61.76

(1)提取全局特征21维,包括Gabor算法提取的腹部全局特征12维,以及本文提出的低频子带系数高斯逼近算法提取全局特征9维,相应参数存入数据库中;

(2)提取病灶局部特征20维,包括灰度特征4维和灰度共生矩阵算法16维提取病灶局部特征20维,相应参数存入数据库中;

(3)将12维Gabor全局特征结合20维病灶局部特征进行图像检索,和21维全局特征结合20维病灶局部特征的图像检索结果进行比较,如图4;

(4)选定一幅肝癌图像作为待查询图像,分别用过程(3)的两张方法检索图像,如图5。

通常,CBIR的实验结果用查准率和查全率这两个指标来评价。查准率定义为 $precision = a/(a + b)$, 查全率定义为 $recall = a/(a + c)$, 其中, a 为系统返回的图像中满足条件的图像数目, b 为系统返回的图像中不满足条件的图像数目, c 为满足条件但系统未返回的图像数目。一般查准率和查全率越高说明系统检索性能越好。但是这两个指标是互相矛盾的,一般查全率越高,查准率就低;反之查全率越低,查准率就高。在相同的查全率条件下,查准率越高性能越好,辅助诊断系统越有应用价值。

图4为上述过程(3)的平均查准率-查全率曲线,说明的是本文提出的低频子带系数高斯逼近全局特征提取对肝部CT图像检索结果的影响,实线表示使用了Gabor特征和本文提议的低频子带系数高斯拟合算法的21维全局特征以及灰度特征、灰度共生矩阵特征算法的局部特征检索的肝部图像查准率查全率曲线图,虚线表示的全局特征只有12维Gabor特征,20维局部特征不变情况下的查准率查全率曲线图。

图5为上述过程(4)的返回检索结果,其中左上角第1幅图像是待查询的肝癌CT图像,其余是检索结果,其中红框内是是相关的肝癌图像。图5(A)中,没用提出的全局特征提取方法,有18幅是肝癌图像,其他的是肝囊肿和肝血管瘤。图5(B)用了提出的全局特征提取后,返回的有3幅肝血管瘤图像,21幅肝癌图像。可见结合了低频子带系数高斯拟合算法提取的全局特征与局部纹理灰度特征的检索方法后进一步提高了检索性能。

从图4、图5中可以看出用了本文提出低频子带

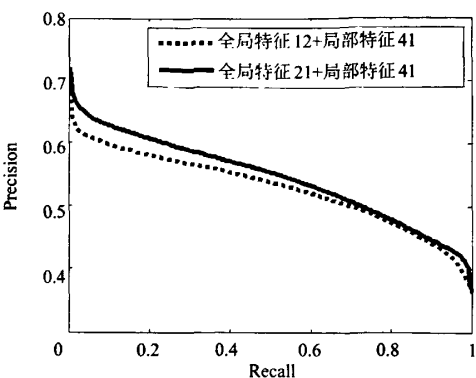


图4 实验过程(3)的肝部图像检索结果:平均查准率和查全率关系曲线

Fig.4 Image retrieval results of the experiment process (3): average precision and recall curve.

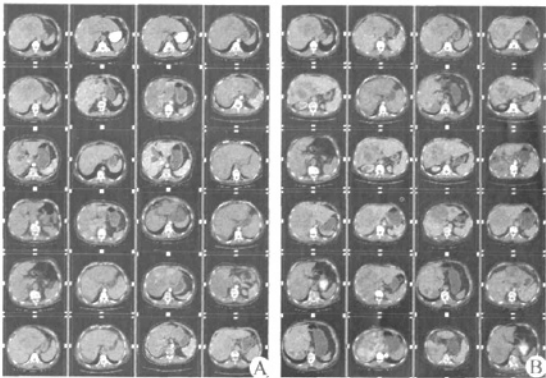


图5 肝癌CT图像检索结果比较
(A)未使用本文特征提取方法后的肝部图像检索结果;(B)使用本文特征提取方法后的肝癌CT图像检索结果

Fig.5 Comparison of the retrieval result of liver cancer CT images.

系数高斯拟合算法提取的全局特征后的检索结果要优于未使用本文局部特征提取算法的检索结果,这是因为该算法用了从图像分解的近似小波低频子带系数提取的特征。

5 结论

本文实现了一个带病灶医学肝脏CT图像的CBIR辅助诊断系统。从实验结果明显可以看到,本文提出的小波分解低频子带全局特征提取方法在病灶的检出上有可行性,可以提高了疾病的诊断准确率,作为临床医生的辅助诊断工具来说,具有较好的实用价值。

未来的工作分三方面,一是快速准确的配准技术研究:图像的变形对特征提取的结果有一定的影响,如能采用配准技术将图像都矫正到规则图像,那将会提高检索的准确性。但是要实现临床图像数据的快速准确配准有很大挑战。临床图像中的病灶会对配准结果造成很大影响。二是寻找适合医学CT图像的特征选择算法和相关反馈算法进一步提高系统性能;三是参考临床医生对疾病的诊断视角,不断调整医学CBIR系统来完善我们的辅助诊断系统。

参考文献:

- [1] Müller H, Michoux N, Bandon D, et al. A review of content-based image retrieval systems in medical applications - clinical benefits and future directions [J]. *Int J Med Inform*, 2004, 73(1): 1-23.
- [2] Antani S, Lee DJ, Long LR, et al. Evaluation of shape similarity measurement methods for spine X-ray images [J]. *J Visual Commun Image Represent*, 2004, 15(3): 285-302.
- [3] Antani S, Xu XQ, Long LR, et al. Partial shape matching for CBIR of spine X-ray images [M]. In: *Proceedings of IS&T/SPIE Electronic Imaging-Storage and Retrieval Methods and Applications for Multimedia*, 2004, 5307: 1-8.
- [4] Rui Y, Huang TS, Chang SF. Image retrieval: Current techniques, promising directions, and open issues [J]. *J Visual Commun Image Represent*, 1999, 10(1): 39-62.
- [5] Manjunath BS, Ohm JR, Vasudevan VV, et al. Color and texture descriptors [J]. *IEEE Trans Circuits Systems Video Tech*, 2001, 11(6): 703-15.
- [6] Borber M. MPEG-7 visual shape descriptors [J]. *IEEE Trans Circuits Systems Video Technol*, 2001, 11(6): 716-9.
- [7] He Z, You X, Tang YY, et al. Texture image retrieval using novel non-separable filter banks based on centrally symmetric matrices [C]. *Proceedings of 18th International Conference on Pattern Recognition*. 2006: 161-4.
- [8] Furht B, Smoliar SW, Zhang HJ. Video and image processing in multimedia systems [M]. Kluwer Academic Publishers, 1995: 226-70.
- [9] Zhang DS, Lu GJ. Evaluation of similarity measurement for image retrieval [J]. *Proc Int Conference Neural Networks Signal Processing*, 2003, 2: 928-31.
- [10] Nastar C, Mitschke M, Meihac C. Efficient Query Refinement for Image Retrieval [C]. *Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Santa Barbara, California, IEEE Computer Society, 1998: 547-52.
- [11] Shent C, Kimt J, Wang L, et al. Positive Semidefinite Metric Learning with Boosting [C]. *Proceeding of NIPS*, 2009: 1651-60.

(编辑:陈望忠)