

非张量积小波的肝脏CT图像检索

于梅, 卢振泰, 冯前进, 陈武凡

YU Mei, LU Zhen-tai, FENG Qian-jin, CHEN Wu-fan

南方医科大学 生物医学工程学院 医学信息技术研究所, 广州 510515

Institute of Medical Information and Technology, School of Biomedical-Engineering, Southern Medical University, Guangzhou 510515, China

E-mail: meimeiyu009@163.com

YU Mei, LU Zhen-tai, FENG Qian-jin, et al. Liver CT image retrieval based on non-tensor product wavelet. *Computer Engineering and Applications*, 2010, 46(28): 28-32.

Abstract: This paper presents a Content-Based Image Retrieval (CBIR) method that is used in medical CT images of liver lesions with a Computer-Assisted Diagnosis (CAD). According to medical CT image characteristics of blurred boundaries and the unobvious region, the liver region of interest is extracted by using semi-automatic method. This paper extracts local co-occurrence matrix texture features and intensity features, and uses improved non-tensor product wavelet filter to extract the image global features. Experimental results show that this method can improve the detection rate of lesions. It obtains good results in hepatic hemangioma and HCC which are difficult differential diagnosis both of rich blood supply to tumors.

Key words: Content-Based Image Retrieval (CBIR); liver CT image; non-tensor product wavelet filter banks; features extracting; distance measure

摘要:提出了一种基于内容的图像检索(CBIR)方法,用于医学肝脏带病灶CT图像的计算机辅助诊断(CAD)。根据医学CT图像的模糊边界和区域特征不明显等特点,将肝部感兴趣区域用半自动方法分离出来,提取局部纹理共生矩阵特征和灰度特征,然后利用改进的非张量积小波滤波器组提取图像全局特征。实验结果表明,该方法可以提高病灶的检出率,对较难鉴别诊断肝血管瘤和肝癌这两种丰富供血肿瘤的CT图像问题,也有较好的效果。

关键词:基于内容的图像检索(CBIR);肝脏CT图像;非张量积小波滤波器组;特征提取;距离测度

DOI: 10.3778/j.issn.1002-8331.2010.28.008 文章编号: 1002-8331(2010)28-0028-05 文献标识码: A 中图分类号: TP391

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(Content-Based Image Retrieval, 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。

大多数CBIR系统使用医学图像的灰度、纹理、形状等低级特征,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^[1-3],但仍然不理想。Smith和Chang将提取的小波子带系数的统计特性^[4](均值和方差)作为纹理。利用了广义高斯分布模型来描述图像小波

变换系数的统计特性^[5-7]。但这些都是基于张量积小波,而张量积小波仅能获取少数方向的信息,不能反映图像多个方向的纹理信息。

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、解剖结构及视角方面的自动分类方面^[8],在带病灶图像检索方面的研究还很少涉及。本文关注的是提高肝病疾病方面的诊断率。对于肝脏肿瘤,有良性肿瘤和恶性肿瘤之分。肝脏良性肿瘤包括血管瘤、肝囊肿、肝腺瘤、肝硬化结节、肝炎性假瘤等,其中比较常见的是血管瘤和肝囊肿。病人最关心的是怎样将肝癌这种恶性肿瘤和肝血管瘤区别,这两种都是丰富血供的肿瘤,CT较难对两者做出明确的诊断。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地受到个人主观因素的影响得到的诊断结果不同。

基金项目:国家自然科学基金重点项目(the Key National Natural Science Foundation of China under Grant No.30730036)。

作者简介:于梅(1981-),博士研究生,研究方向:基于内容的医学图像检索;卢振泰(1981-),博士,讲师,研究方向:图像配准与图像检索;冯前进(1974-),副教授,研究方向:医学图像处理,小波分析;陈武凡(1949-),通信作者,教授,博士生导师,研究方向:图像处理与模式识别。

收稿日期:2010-04-27 **修回日期:**2010-08-23

对于文中的医学CBIR, 病灶部位提取, 以及全局(腹部)特征和局部(病灶)特征提取方法都是固定的, 不会随着医生知识水平和经验, 医生人眼和疲劳忽略细节程度, 以及其个人主观变化而变化。

针对上述问题, 本文提出了一种检索方法, 用基于非张量积小波滤波器组的纹理全局特征提取方法, 提取腹部图像多个方向的全局特征, 然后结合肝部病灶的局部特征, 检索相关图像。本文的检索系统, 它针对不同的肝部疾病种类, 采用不同的算法, 提取该类疾病专有的图像特征向量。用户输入待诊断的图片后, 利用已列的算法提取其特征向量, 并在该疾病种类的图像数据库中搜寻其匹配图像。实验结果表明算法能提高肝部疾病诊断的准确率, 可以作为医生的辅助诊断手段。

2 基于非张量积小波滤波器组的纹理全局特征提取

2.1 非张量积小波滤波器组

对于二维小波滤波器的理论来说, 如何按实际问题的技术要求构造出适合的二维小波滤波器是一个难点。简单的方法是利用两个一维小波滤波器作乘积, 但正如文献[9]中所指出, 这种可分滤波器有令人遗憾的缺点, 例如, 方向的选择性比较差, 对水平方向和竖直方向比较好, 而对其他方向就不敏感。现在, 二维小波滤波器的理论和应用已有了很多的进展。构造二维小波滤波器的主流方法是矩阵扩展, 但是这种方法对特定的问题依赖于特定的技巧, 构造的滤波器数量品种有限, 构造的复杂度比较高。

由于对图像进行小波分解的方式是完全离散的, 过程不涉及到尺度函数和小波的具体形式, 在图像融合、纹理特征提取等实际应用的问题中, 主要关心的是如何构造尺度低通滤波器和低通高通滤波器。何震宇和尤新革等通过构造一个中心对称正交矩阵能够得到非张量积小波滤波器组^[10], 本文推广了构造中心对称矩阵的方法, 由此可构造一类二维四通道的具有紧支撑、线性相位和正交性的非张量积小波滤波器组。

定义1 一个 $n \times n$ 矩阵 $C = (c_{i,j})_{i,j=1}^n$ 称为中心对称, 如果

$$c_{ij} = c_{n+1-j, n+1-i}, i, j = 1, 2, \dots, n$$

构造如下中心对称矩阵 C :

$$C = S \begin{pmatrix} B_1 & 0 \\ 0 & B_2 \end{pmatrix} S^T \quad (1)$$

其中, B_1, B_2 是任意2阶矩阵。

注 若 B_1, B_2 是正交矩阵, 则 C 是中心对称正交矩阵。

由正交矩阵定义, B_1, B_2 可如下表示:

$$B_1 = \begin{pmatrix} \cos u & -\sin u \\ \sin u & \cos u \end{pmatrix} \quad B_2 = \begin{pmatrix} \cos v & -\sin v \\ \sin v & \cos v \end{pmatrix} \quad (2)$$

由此, 中心对称正交矩阵 C 可写成参数 u, v 的形式, 记为 $C_{(u, v)}$ 。易知, 4阶矩阵 S 必有如下形式

$$S = \begin{pmatrix} a_1 & a_2 & a_3 & a_4 \\ b_1 & b_2 & b_3 & b_4 \\ c_1 & c_2 & c_3 & c_4 \\ d_1 & d_2 & d_3 & d_4 \end{pmatrix} \quad (3)$$

推论 若将 S 看做 2×2 的分块矩阵, 每个分块矩阵任选 $\pm I, \pm H$ (I 是2阶单位矩阵, H 是2阶单位反对角矩阵) 中的一个, 则当

$$\begin{cases} (a_1 - d_1)(b_1 + c_1) + (a_2 - d_2)(b_2 + c_2) = 0 \\ (a_2 - d_2)(b_1 + c_1) - (a_1 - d_1)(b_2 + c_2) = 0 \\ (a_3 - d_3)(b_3 + c_3) + (a_4 - d_4)(b_4 + c_4) = 0 \\ (a_4 - d_4)(b_3 + c_3) - (a_3 - d_3)(b_4 + c_4) = 0 \end{cases} \quad (4)$$

时, C 是中心对称正交矩阵。并且为保证得到的是4通道滤波器, 必须满足 $|S| = 4$ 。

以 $S = \begin{pmatrix} H & -H \\ I & I \end{pmatrix}$ 为例, 相应的中心对称正交矩阵如下:

$$C_{(u, v)} = \begin{pmatrix} \cos u + \cos v & \sin u + \sin v & \sin u - \sin v & \cos u - \cos v \\ -\sin u - \sin v & \cos u + \cos v & \cos u - \cos v & -\sin u + \sin v \\ -\sin u + \sin v & \cos u - \cos v & \cos u + \cos v & -\sin u - \sin v \\ \cos u - \cos v & \sin u - \sin v & \sin u + \sin v & \cos u + \cos v \end{pmatrix} \quad (5)$$

有了上述中心对称正交矩阵, 就可以构造一个关于参数 (u, v) 的紧支撑、正交、线性相位的非张量积小波滤波器组。

记 $z_1 = e^{-i\zeta}, z_2 = e^{-i\eta}, F = \{z \mid |z| = 1\}$, 可以构造三角多项式矩阵:

$$P(z_1, z_2) = \frac{1}{2} \text{diag}(1, z_1, z_2, z_1 z_2), (z_1, z_2) \in F \times F \quad (6)$$

令 $V_0 = (1, 1, 1, 1)^T, V_1 = (1, -1, -1, 1)^T, V_2 = (1, -1, 1, -1)^T, V_3 = (1, 1, -1, -1)^T$, 对任意定值 N , 二维紧支撑、线性相位、正交性的滤波器组构造如下:

$$b_i(z_1, z_2) = \frac{1}{4} \times (1, z_1, z_2, z_1 z_2) \times \left(\prod_{i=1}^N C_{(u_i, v_i)} P(z_1^2, z_2^2) C_{(u_i, v_i)}^T \right) \times V_i \quad (7)$$

$$i = 0, 1, 2, 3, (z_1, z_2) \in F \times F$$

显然, $(z_1, z_2) = (1, 1)$, 即 $(\zeta, \eta) = (0, 0)$ 时, $b_0 = 1, b_j = 0, j = 1, 2, 3$ 。所以 b_0 是一个小波低通滤波器, $b_j (j = 1, 2, 3)$ 是小波高通滤波器组。

选取不同的参数对 (u, v) , 可以得到不同的滤波器, 由此可以提取腹部图像不同方向的纹理特征。文中, $N=3$, 选取以下3对参数对: $(\pi/2, 0), (\pi/4, \pi/4), (5\pi/8, 3\pi/4)$ 代入式(7)得滤波器组的 8×8 低通小波滤波器时域形式, 易知它是不可分的, 即不能分解为两个一维小波滤波器的张量积形式, 同理得到的高通滤波器的时域形式 b_1, b_2, b_3 也是不可分的, 因此得到了一组4通道不可分二维小波滤波器组。

2.2 全局特征提取

2.1节构造了二维紧支撑、线性相位和正交性的非张量积小波滤波器, 利用式(7)对腹部CT图像(图1(a))进行2尺度小波分解, 分解后的所有小波高频子带系数都可以用广义高斯分布模型(Generalized Gaussian Model, GGD)来近似逼近^[6], 而低频系数不满足上述情况, 如图1(b)、(c)所示。

因此, 可以用含有两个参数 α, β 的GGD来描述小波子带高频系数直方图的统计分布, GGD模型如下:

$$p(x; \alpha, \beta) = \frac{\beta}{2\alpha\Gamma(1/\beta)} e^{-(|x|/\alpha)^\beta} \quad (8)$$

其中, $\Gamma(\cdot)$ 函数为: $\Gamma(z) = \int_0^\infty e^{-t} t^{z-1} dt, z > 0$ 。 α 称为尺度参数(衰减率), β 是形状参数。

给定了广义高斯分布模型, 就可以用参数对 $\{\alpha, \beta\}$ 表示小波子带的特征, 即图像的纹理特征可以看作所有选定小波子带的参数对 $\{\alpha, \beta\}$, 这极大地减少了图像特征数据的存储, 从而降低了相似测度计算的复杂度。

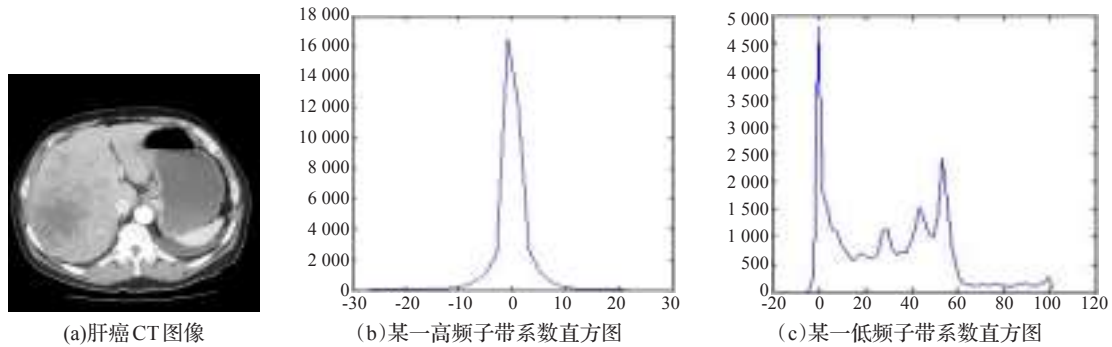


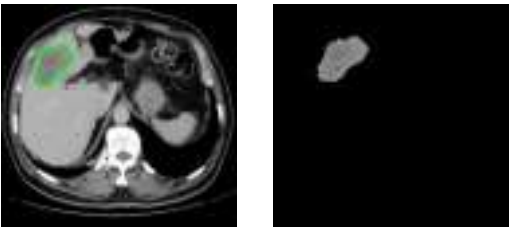
图1 肝部图像分解后的小波高频子带和低频子带系数直方图

3 感兴趣区域局部特征的提取

3.1 感兴趣区域提取

要采用图像的局部特征必须对图像进行分割。医学图像的感兴趣区域分割研究,是医学图像分析中最重要的基础,是研究最广泛和深入的领域。对医学图像来说,感兴趣区域包含了图像所显示的病灶信息。由于诸多原因,如成像设备的物理热噪声、场偏移效应、局部体效应、心肌的快速运动和血液的流动,医学图像不可避免地具有模糊、边界和区域特征不明显等特点。这使得目前大多数分割算法对医学图像成像参数和曲线、曲面的初始位置较敏感。又由于人体的解剖组织结构和形状很复杂,人们逐渐认识到任何一种单独的图像分割算法都难以对一般图像取得令人满意的分割效果。若没有人工参与,难以做到鲁棒分割不同设备乃至同种设备、不同参数的医学图像。

基于以上分析,为保证医学辅助诊断系统的准确性,本文数据库中近1 700幅带病灶的腹部CT图像,采用人手操作的半自动分割的方法,提取图像的肝脏病灶部位,即感兴趣区域(Region of Interest, ROI),目的是提取病灶区域的特征来试图提高查询精度,如图2。并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。



(a)肝癌图像 (b)半自动分割后的肝癌病灶部位(ROI)

图2 肝部CT图像病灶提取

3.2 ROI局部特征

分割完成后,提取每个ROI的特征来表达分割区域的视觉特征。在医学领域,大多数医学图像都是灰度图像,那么纹理和灰度特征就显得格外重要,用于局部区域纹理特征包括不变矩、共生矩阵、小波和马尔可夫纹理,应用最广泛、有效的方法是以灰度级空间相关矩阵即灰度共生矩阵为基础的方法^[11]。灰度特征就是图像的平均灰度特征。本文中提取了灰度特征和灰度共生矩阵作为局部特征,共20维。

4 相似性测度

相似性度量方法用于度量两幅图像的相似程度。由于相似性度量方法依赖于具体的底层图像特征,因此其模型多种多样,没有哪一种适用于所有情况。对提取的不同图像特征,需要定义不同的距离度量来计算图像间的相似程度。不同的子特征会采用不同的度量方式,这里简单介绍本文全局特征和局部特征用的2个距离测度。

Minh.Do^[6]研究得出,两广义高斯统计模型间相似度计算方法较好的是Kullback-Leibler Distance(KLD)。因此对于腹部图像之间的相似度,用KLD计算全局特征的距离,待查询腹部图像Q与数据库中腹部图像I_i(i=1,2,...,N)间的KLD为:

D(Q, I_i) = \sum_{k=1}^B D(p(\cdot; \alpha_q^{(k)}, \beta_q^{(k)}) || p(\cdot; \alpha_i^{(k)}, \beta_i^{(k)}))

其中,B是小波分解的子带数,N为数据库中图像数,p(\cdot; \alpha_q^{(k)}, \beta_q^{(k)})、p(\cdot; \alpha_i^{(k)}, \beta_i^{(k)})分别是Q和I_i第k子带小波系数的GGD。

相似性度量上,某些已知工作给出了一些结果,文献[12]指出,进行特征向量间的相似性度量时,欧氏距离相对于其他相似性度量方法具有更好的检索性能。文中,对于病灶区域(ROI),用欧氏距离d_r计算待查询图像病灶区域Q'与数据库中图像病灶区域间的距离为:

d_r = (\sum_i (f_{qi} - f_{li})^2)^{1/2}

其中,f_q、f_l分别是待查询图像病灶区域和库中图像病灶区域的特征,i是特征维数。

综上,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分别归一化后的线性组合,定义为:

d = \omega_1 d_g + \omega_2 d_r

其中,\omega_1、\omega_2分别是全局特征和局部特征的距离权重,且\omega_1 + \omega_2 = 1。

文中,医学图像CBIR用于辅助诊断,则病灶区域特征即局部特征对检索结果有较大的影响,因此局部特征距离权重\omega_2应占较大比重。以肝癌为例,表1说明了\omega_1、\omega_2取值不同时的肝癌平均查准率的相应变化。

表1 权重系数的分析			
\omega_1 = 0.4	\omega_1 = 0.3	\omega_1 = 0.2	\omega_1 = 0.1
\omega_2 = 0.6	\omega_2 = 0.7	\omega_2 = 0.8	\omega_2 = 0.9
肝癌平均查准率/(%)			
66.442 2	65.692 4	64.646 0	63.040 4

由表1,文中全局特征和局部特征的距离权重值分别取为

$$\omega_1=0.4, \omega_2=0.6。$$

5 实验

为了评价算法的性能,实验从医院 PACS 系统中共收集 200 多个病例约 1 700 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,其他为肝囊肿图像。所有图像取自某医科大学总医院,扫描分辨率不变,为 256 级灰度,512×512 分辨率。目的是能够帮助医生做辅助诊断,因此需要先选定一幅图像作为待查询图像。具体方法是,对库中每一幅图像及选定的待查询图像,提取到全局、局部特征,采用相似性测度方法计算带查询图像与库中每幅图像的总的距离,然后按距离由小到大的顺序输出前 N 幅检索出的相似图像。

本实验用了 3 种算法对腹部 CT 图像提取全局特征,分别是:方法 1,基于 db4 小波滤波器组的 GGD 算法(Tensor Product wavelet+GGD,TPGGD);方法 2,Gabor 小波算法,方向总数=3, $U_h=0.98$, $U_l=0.01$;方法 3,基于非张量积小波滤波器组的 GGD 算法(Non-Tensor Product wavelet+GGD,NTPGGD)。实验中,这 3 种小波算法尺度数都取为 2,得到的都是 12 维的全局特征,提取后存入数据库中。对应这 3 种不同的全局特征提取了相同的局部特征、灰度特征与纹理特征,共 20 维,相应参数存入数据库中。

图 3~图 5 为上述 3 种算法的一次检索结果,返回 24 幅图像,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,其中带红框标记的是与待查询图像相似的肝癌图像。图 3 中,用了检索方法 1,得到 18 幅肝癌图像,其余的是肝囊肿和肝血管瘤。图 4 用了检索方法 2,有 17 幅肝癌图像。可见方法 1、方法 2 对病灶检出比较敏感。图 5 中共有 20 幅肝癌图像,可见结合了非张量积小波滤波器组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。

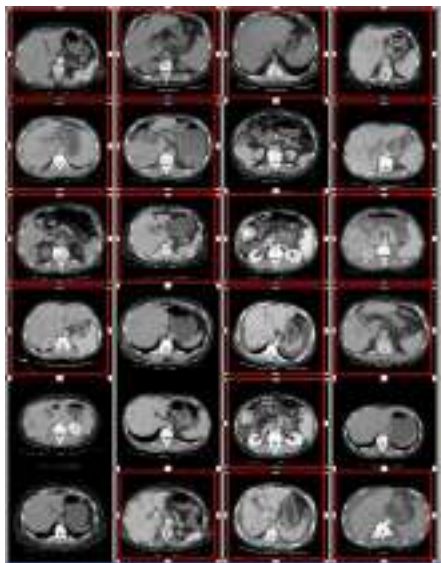


图3 结合 db4 小波全局特征和局部纹理、灰度特征的肝癌 CT 图像的检索结果

通常,从医学 CBIR 辅助诊断系统的应用性来讲,一般考虑查准率。查准率定义为 $precision = a/(a+b)$,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。通常,查准率越高说明系统检索性能越好,所用的检索算法病灶检出率越高,辅助诊断系统越有应

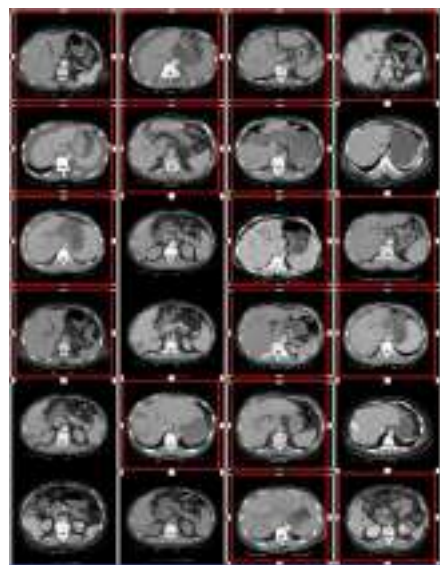


图4 结合 Gabor 小波全局特征和局部纹理灰度特征的肝癌 CT 图像的检索结果

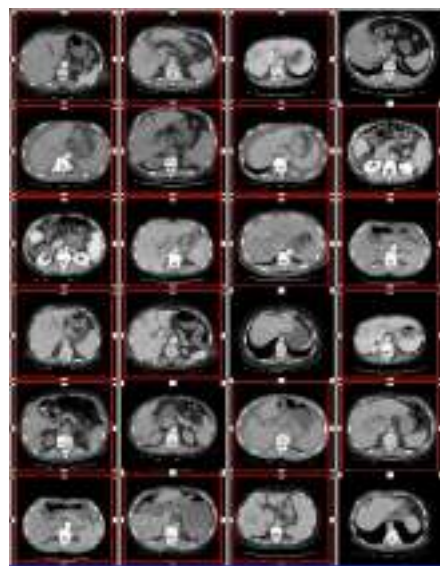


图5 结合非张量积小波全局特征和局部纹理灰度特征的肝癌 CT 图像检索结果

用价值。通常人们对肝癌和肝血管瘤确诊的关注较多,本文取了数据库中 20 幅肝癌和 20 幅肝血管瘤 CT 图像作为测试图像,用 3 种算法分别进行检索。将肝癌的 20 次检索结果查准率平均值作为算法的平均检索结果,肝血管瘤类似。实验结果由这 20 幅肝癌图像,20 幅肝血管瘤图像检索结果的平均查准率曲线表示,如图 6、图 7 所示,图中 Loc 代表局部特征。

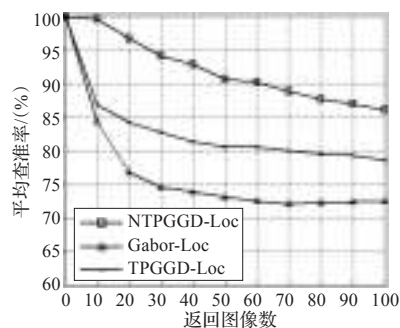


图6 20 幅肝癌图像检索结果:平均查准率曲线

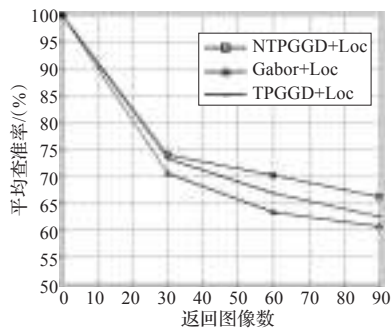


图7 20幅肝血管瘤图像检索结果:平均查准率曲线

从图6、图7中可以看出本文算法明显优于其他两种方法,该算法采用了非张量积小波滤波器,充分利用了它的正交、对称、多方向纹理等特性。因此非张量积小波全局特征具有更丰富的纹理信息,因此结合局部特征该算法具有较好的检索效果。

6 结语

实现了一个结合非张量积小波滤波器组提取全局特征和局部纹理灰度特征的带病灶医学图像的CBIR辅助诊断系统。从实验结果明显可以看到,提出的方法对病灶的检出可行性比较大,可以帮助临床医生做辅助诊断,具有较好的应用价值。

对后续工作的一些展望:(1)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。问题主要有两点:一是临床图像很多是准三维的,将准三维的数据和三维模板进行配准难度很大;二是临床图像中的病灶会对配准结果造成很大影响;(2)寻找适合医学CT图像的相关反馈算法进一步提高系统性能;(3)提取局部特征后,寻找更合适的特征选择算法提高检索性能;(4)结合临床医生的诊断视角,不断调整医学CBIR系统来完善诊断的准确率。

参考文献:

- [1] Rui Y, Huang T S, Chang S F. Image retrieval: Current techniques, promising directions, and open issues[EB/OL]. (1999). <http://research.microsoft.com/users/yongrui/html/publication.html>.
- [2] Manjunath B S, Ohm J R. Color and texture descriptors[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2001, 11(6): 703-715.
- [3] Borber M. MPEG-7 visual shape descriptors[J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2001, 11(6): 716-719.
- [4] Smith J R, Chang S F. Automated binary texture feature sets for image retrieval[C]//ICASSP-96, Proc, 1996.
- [5] Wouwer G V, Scheunders P, Van Dyck D. Statistical texture characterization from discrete wavelet representations[J]. IEEE Trans Image Proc, 1999, 8(4): 592-598.
- [6] Do M N, Vetterli M. Rotation invariant texture characterization and retrieval using steerable wavelet-domain hidden Markov models[J]. IEEE Trans on Multimedia, 2002, 4: 517-527.
- [7] Do M N, Vetterli M. Wavelet-based texture retrieval using generalized Gaussian density and Kullback-Leibler distance[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11: 146-158.
- [8] 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]. International Journal of Medical Informatics, 2004, 73(1): 1-23.
- [9] He W J, Lai M J. Construction of bivariate compactly supported biorthogonal box spline wavelet with arbitrarily high regularities[J]. Applied Comput Harmonic Analysis, 1999, 6: 53-74.
- [10] He Z, You X, Tang Y Y, 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, August 2006: 161-164.
- [11] Furht B, Smoliar S W, Zhang H J. Video and image processing in multimedia systems[M]. [S.l.]: Kluwer Academic Publishers, 1995: 226-270.
- [12] Zhang D S, Lu G J. Evaluation of similarity measurement for image retrieval[C]//IEEE Int Conf Neural Networks & Signal Processing, Nanjing, China, 2003: 928-931.

(上接27页)

- [3] Wang H, Lu Q, Wang Q. Generation of firing rhythm patterns and synchronization in the Morris-Lecar neuron model[J]. International Journal of Nonlinear Sciences and Numerical Simulation, 2005, 6(1): 7-12.
- [4] Kang Y, Xu J, Jin W. Stochastic synchronization and aperiodic stochastic resonance of a unidirectionally coupled single-mode optical system[J]. International Journal of Nonlinear Sciences and Numerical Simulation, 2005, 6(1): 19-24.
- [5] Carroll T L, Pecora L M. Synchronizing chaotic circuits[J]. IEEE Trans Circ Syst, 1991, 38(4): 453-456.
- [6] Lv J H, Zhou T S, Zhang S C. Chaos synchronization between linearly coupled chaotic systems[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2002, 14: 529-541.
- [7] Li C D, Liao X F, Zhang R. Impulsive synchronization of nonlinear coupled chaotic systems[J]. Phys Lett A, 2004, 328: 47-50.

- [8] Chen S H, Jia H, Wang C P, et al. Adaptive synchronization of uncertain Rossler hyperchaotic system based on parameter identification[J]. Phys Lett A, 2004, 321: 50-55.
- [9] Chen S H, Lv J H. Parameters identification and synchronization of chaotic systems based upon adaptive control[J]. Phys Lett A, 2002, 299: 353-358.
- [10] Jiang G P, Tang K S. A global synchronization criterion for coupled chaotic systems via unidirectional linear error feedback approach[J]. Int J Bifurcat Chaos, 2002, 12(10): 2239-2253.
- [11] Jiang G P, Zheng W X, Chen G R. Global chaos synchronization with channel time-delay[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2004, 20: 267-275.
- [12] 韩曾晋. 自适应控制[M]. 北京: 清华大学出版社, 1995.
- [13] Li D M, Lu J A, Wu X Q, et al. Estimating the bounds for the Lorenz family of chaotic systems[J]. Chaos, Solitons & Fractals, 2005, 23: 529-534.