

文章编号:1673-0062(2014)02-0076-04

基于多级别特征融合的医学图像检索技术

宋卫华

(黄山学院 机电与信息工程学院,安徽 黄山 245021)

摘 要:针对医学胸部 CT 扫描图像,在分别研究单一特征检索算法基础上,提出了基于底层—底层和底层—高层两种级别的特征融合检索方法.据此,用 VC# 和 SQL server2005 实现了一个图像检索原型系统,验证了所提方法的有效性.

关键词:医学图像检索;语义信息;多级别特征融合

中图分类号:TP391 **文献标识码:**B

Medical Image Retrieval Based on Multi-level Feature Fusion

SONG Wei-hua

(School of Mechanical Electronic & Information Engineering, Huangshan University, Huangshan, Anhui 245021, China)

Abstract: In allusion to chest CT image database, a multi-level feature fusion algorithm including low-low level and low-high level is proposed based on the study of single feature. Then, a prototype system which supports query by example is implemented using VC# and SQL server 2005, and the experimental results shows that the approach is effective.

key words: medical image retrieval; semantic information; multi-level feature fusion

0 引 言

基于内容的图像检索大多提取图像自身的颜色、纹理、形状等特征,然后进行基于向量空间模型的匹配^[1-2]. 然而单一特征具有片面性,如何有效的集成图像的多种特征是当前 CBIR 的研究热点之一^[3-4].

医学图像不同于一般图像的显著特点是:1)多模态性 2)模糊性 3)灰度性. 因此从图像库中检索出相同病理特征的图像,难度大,复杂性高.

本文针对胸部 CT 扫描图像,在分别研究基于 Hu 不变矩、小波纹理和高层语义特征等单一特征的基础上,提出了多级别特征融合算法,进一步提高检索性能.

1 底层特征量提取

1.1 基于 Hu 不变矩的形状特征提取

基于形状的图像分析通过借助矩量分析方法得到物体的特征表达. 矩的形式有 Hu 矩^[5]、Legendre 矩、Zernike 矩等. 文中采用 Hu 矩表示,其在图像像

素数目一定的情况下,具有旋转、平移和尺度不变性.对胸部 CT 图片其形状轮廓较为突出,文中在对

其进行二值化后,提取其 Hu 不变矩.对于一幅大小为 $M \times N$ 的二维图像 $\{f(x,y) | x=0,\cdots,M; y=0,\cdots,N\}$,其 $(p+q)$ 阶矩为 $M_{pq} = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N f(x,y)x^p y^q$,区域

重心坐标为: $\bar{x} = \frac{M_{10}}{M_{00}} = \frac{\sum_x \sum_y xf(x,y)}{\sum_x \sum_y f(x,y)}$, $\bar{y} = \frac{M_{01}}{M_{00}} = \frac{\sum_x \sum_y yf(x,y)}{\sum_x \sum_y f(x,y)}$,中心矩为: $m_{pq} = \sum_x \sum_y (x - \bar{x})^p \times (y - \bar{y})^q f(x,y)$,图像的规格化中心矩为: $\eta_{pq} = \frac{m_{pq}}{M_{00}^r}$,

其中, $r = \frac{p+q}{2} + 1$.

将一阶、二阶和三阶中心矩进行组合可得到 7 个对平移、旋转和尺度变化不变的矩,如下:

$$\begin{aligned} \phi_1 &= \eta_{20} + \eta_{02} \\ \phi_2 &= (\eta_{20} - \eta_{02})^2 + 4\eta_{11}^2 \\ \phi_3 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})^2 + (3\eta_{21} - \eta_{03})^2 \\ \phi_4 &= (\eta_{30} + \eta_{12})^2 + (\eta_{21} + \eta_{03})^2 \\ \phi_5 &= (\eta_{30} - 3\eta_{12})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \\ \phi_6 &= (\eta_{20} - \eta_{02})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] + 4\eta_{11}(\eta_{30} + \eta_{12})(\eta_{21} + \eta_{03}) \\ \phi_7 &= (3\eta_{21} - \eta_{03})(\eta_{30} + \eta_{12})[(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - 3(\eta_{21} + \eta_{03})^2] + (3\eta_{12} - \eta_{30})(\eta_{21} + \eta_{03}) \times [3(\eta_{30} + \eta_{12})^2 - (\eta_{21} + \eta_{03})^2] \end{aligned} \quad (1)$$

将这些值进行内部归一化,得图像的形状特征向量,其相似度匹配采用欧氏距离.

1.2 纹理特征的分析与提取

小波变换算法由法国科学家 Mallat 提出,常用于纹理分析.小波分解是将图像信息分解到尺度与空间域的联合分布之中,形成对图像信号的联合表征.根据一系列的基函数对信号进行分解后, $f(x)$ 可以被表达为: $f(x) = \sum_{mn} c_{mn} \psi_{mn}(x)$,二维小波变换需要递归的过滤和采样.在每个层次上,信号被分解为四个波段.在正交小波中, Haar 小波函数因其构造计算简单等特点而引起普遍关注.就性能来说,不同的小波变换在对纹理分析方面没有很显著的差别^[6-7].为此本文利用二维哈尔小波变换将图像进行三级分解,得到图像信息的分层理论框架.

小波分解通道的输出具有较大的能量时即体现了图像在当前频率或方向下的纹理特征.为此,可以用每个波段的每个分解层次上能量分布的均值和方差来表示图像的纹理特征.公式如式(2):

$$ENG = \frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N |f(x)_{ij}| \text{ 和}$$
$$DEV = \left[\frac{1}{M \times N} \sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (f(x)_{ij} - \mu(x)_{ij})^2 \right]^{1/2} \quad (2)$$

其中, $f(x)$ 为图像经过小波变换后所得的变换系数, $M \times N$ 是小波子带的大小, $\mu(x)$ 是小波系数的均值.经上述分解后提取 20-D 的纹理特征向量.最后采用欧氏距离进行度量.

2 高层语义特征提取

然胸部 CT 图像病灶区域比较细微,无法在底层特征反映出来,导致检索结果不理想.为此提出结合进语义信息的检索方法^[8-10].依据医生对图片的描述(表 1),提取高层语义特征.

表 1 医生对胸部 CT 图像的描述

Table 1 Doctor's description of chest CT image	
医生的描述	
右肺 Ca 术后复查;胸廓对称,两肺纹理增多、紊乱,肺野透过度增高,右肺相应支气管缺如,肺门纵隔未见增大淋巴结,右侧胸膜及双侧叶间胸膜增厚.	

在医生的指导下对胸部 CT 图片建立图像特征描述库,该库记录了描述图像的关键词.统计各

关键字在语义描述中出现的次数,并将其作为图像的高层语义向量(见表 2).

表 2 胸部 CT 图片语义特征描述词频矩阵

Table 2 Frequency matrix for semantic feature description of chest CT image						
胸部 CT 图片	关键字					
	胸廓对称	纹理增多	阴影	纵隔不宽	结节影	胸廓塌陷
Image 1	1	0	1	1	0	0

3 特征融合检索方法

本文提出特征融合算法来实现检索,然不同特征间相似度不具可比性,需进行特征归一化:

1)计算查询图像 Q 与库中图像的距离 $d(1,q),d(2,q),\cdots,d(n,q)$ (n 为图像总数),并计算其均值 m_d 和方差 σ_d .

2)对 $d(1,q),d(2,q),\cdots,d(n,q)$ 按下式进行高斯归一化,使相似度的值落在区间 $[0,1]$ 上:

$$d'(x,q)^{[n]} = \left[\frac{d(x,q) - m_d}{3\sigma_d} + 1 \right] / 2, x = 1, 2, \cdots, n \quad (3)$$

3)为单一特征分配权值,特征融合相似度由下式计算:

$$D_{fus}(x,q) = \sum w_i d'_i, \sum w_i = 1 \quad (4)$$

4 实验结果及分析

基于上述,用 VC# 和 SQL server2005 实现了一个图像检索原型系统.对于每次检索,系统返回 20 幅最为相似的图像,对检索性能,用平均排序值(Ar)和平均查准率(Pr)来评价.表 3 是基于底层级别特征融合的检索结果,其中 w_w 、 w_H 、 w_s 分别代表特征融合算法中小波纹理、Hu 矩、语义特征的权重.

表 3 HU 矩 & 小波纹理实验

Table 3 HU moment & wavelet texture experiments

	$w_w=0$	$w_w=0.1$	$w_w=0.2$	$w_w=0.3$	$w_w=0.4$	$w_w=0.5$	$w_w=0.6$	$w_w=0.7$	$w_w=0.8$	$w_w=0.9$	$w_w=1$
	$w_H=1$	$w_H=0.9$	$w_H=0.8$	$w_H=0.7$	$w_H=0.6$	$w_H=0.5$	$w_H=0.4$	$w_H=0.3$	$w_H=0.2$	$w_H=0.1$	$w_H=0$
Ar	6.550	6.200	6.010	5.850	5.790	5.680	5.650	5.610	5.820	5.950	6.040
Pr	0.767	0.768	0.820	0.833	0.866	0.867	0.868	0.900	0.886	0.833	0.807

表 3 中,对于胸部 CT 灰度图像,在 $w_w=0$, $w_H=1$ 时; $w_w=1$, $w_H=0$,分别对应基于小波纹理、HU 矩特征的单一检索结果,纹理特征,更能反映空间灰度变化上的特征,因此检索效果要比 HU 矩好. $w_w=0.7$, $w_H=0.3$,即 7:3 时可获得最佳检索效果.然而特征融合的特征检索弥补了由

于单一特征而无法兼顾的其他特征信息,获得了更好的检索效果.

表 4 实现了更高级别的,即底层—高层上的特征融合,结合进医师对图像的高层语义信息,弥补了高层和底层特征之间的语义鸿沟,使得查准率得到提高,平均排序值也更加靠前.

表 4 HU 矩 & 小波纹理 & 语义信息($w_w + w_H \rightarrow w_L$ & $w_w:w_H=7:3$)

Table 4 HU moment & wavelet texture & semantic information experiments($w_w + w_H \rightarrow w_L$ & $w_w:w_H=7:3$)

	$w_L=0$	$w_L=0.1$	$w_L=0.2$	$w_L=0.3$	$w_L=0.4$	$w_L=0.5$	$w_L=0.6$	$w_L=0.7$	$w_L=0.8$	$w_L=0.9$	$w_L=1$
	$w_s=1$	$w_s=0.9$	$w_s=0.8$	$w_s=0.7$	$w_s=0.6$	$w_s=0.5$	$w_s=0.4$	$w_s=0.3$	$w_s=0.2$	$w_s=0.1$	$w_s=0$
Ar	5.610	5.600	5.580	5.535	5.520	5.510	5.600	5.820	6.000	6.200	6.290
Pr	0.900	0.900	0.923	0.933	0.934	0.940	0.903	0.887	0.866	0.840	0.800

5 结 论

针对医学胸部 CT 图像库,在分析单一特征算法基础上,提出了两种级别上的特征融合检索方法,通过实验验证了所提方法的有效性,对医学 CBIR 中特征的选取具有一定的参考价值,今后的研究方向,要引入神经网络中的反馈技术^[11-12] 进一步提高检索性能.

参考文献:

[1] 钱晶莹,高月松. 图像检索系统中的 CBIR 技术研究

[J]. 电脑知识与技术,2011,7(2):415-417.
[2] Pan Zhongling, Chen Ling. Image Retrieval Method based on cultural evolutionary algorithms[J]. Journal of Information, 2009, 6(2):951-958.
[3] 陆丽珍,刘仁义,刘南. 一种融合颜色和纹理特征的遥感图像检索方法[J]. 中国图象图形学报, 2004, 9(3):328-332.
[4] 王如杰. 基于特征融合的医学图像检索[D]. 南京:南京理工大学,2013.
[5] 邵晓英,北研二. 信息检索技术导论[M]. 北京:科学出版社,2006.

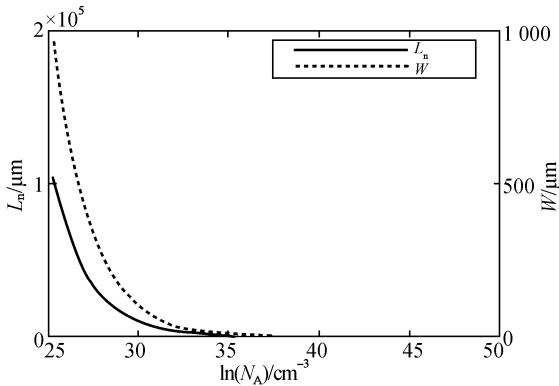


图 6 P 区掺杂浓度与 w 和 L_n 的关系
Fig. 6 The relationship between w and L_n in P region

4 结 论

本文中使用的 NPN 结型换能器件,在两侧电子束照射下,电输出性能与电子能量成正比。以 P 型单晶硅作为衬底两侧掺杂生成 PN 结,换能器件 P 区两侧存在的耗尽区可以增大器件对电子—空穴对的收集效率,并且 NPN 型换能结构的特性可以较好的平衡少子扩散长度、耗尽区宽度和换能结构与金属电极形成欧姆接触对衬底掺杂浓度的要求,在降低体电阻同时可以增大短路电流,提升器件的能量转换效率。

参考文献:

[1] 王铁山,张保国. 同位素电池发电机制的研究与发展 [J]. 同位素,1996,9(1):41-46.
[2] 王关全. 辐射伏特效应同位素电池研究进展 [C]//杨

树录. 中国工程物理研究院科技年报(2009 年版). 北京:原子能出版社,2009(001):120-121.
[3] Bower K E,Barbanel Y A,Shreter Y G, et al. Polymers, phosphors, and voltaics for radioisotope microbatteries [M]. Boca Raton,Florida:CRC press,2002.
[4] Honsberg C B,Doolittle W A,Allen M, et al. GaN betavoltaic energy converters [C]//Conference Record IEEE Photovoltaic Specialists Conference. IEEE,2005,31:102.
[5] Guo H,Yang H,Zhang Y. Betavoltaic microbatteries using porous silicon[C]//Micro Electro Mechanical Systems,2007. MEMS. IEEE 20th International Conference on. IEEE,2007:867-870.
[6] Lu M,Wang G,Yao C S. Gallium nitride for nuclear batteries [J]. Advanced Materials Research, 2012, 343: 56-61.
[7] Cheng Z J,San H S,Feng Z H, et al. High open-circuit voltage betavoltaic cell based on GaN pin homojunction [J]. Electronics letters,2011,47(12):720-722.
[8] 杨列勇. 晶体三极管的等效二极管物理模型 [D]. 济南:山东大学,2001.
[9] 刘恩科,朱秉升,罗晋生. 半导体物理学 [M]. 西安:西安交通大学出版社,1998:128-169.
[10] Neamen D A,赵毅强. 半导体物理与器件 [M]. 北京:电子工业出版社,2010:260-316.
[11] 王关全,杨玉青,张华明,等. PN 结型器件在氚钪片辐照下电输出性能 [J]. 核技术,2009,32(8):584-587.
[12] 张华明,胡睿,王关全,等. ^{63}Ni 辐射伏特同位素电池原型的研制 [J]. 原子能科学技术,2013,47(3):490-496.

(上接第 78 页)

[6] 邹黎明. 基于视觉信息和高层语义结合的图像检索方法研究 [D]. 南京:南京邮电大学,2013.
[7] 王洋. 多模态图像检索技术 [D]. 合肥:中国科学技术大学,2013.
[8] Song Weihua, Han Jing, Hua Tingting. A method for medical image retrieval using multi-level feature fusion [J]. Journal of Information,2009,6(2):967-974.
[9] Wang Jing,Liu Zhijing. An improved clustering algorithm for web document [J]. Journal of Information,2009,6(2):959-966.

[10] Shehata S,Karray F,Kamel M S. An efficient concept-based mining model for enhancing text clustering [J]. IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering,2010,22(10):1360-1371.
[11] 吕晓琪,刘伟,谷宇,等. 图像检索中基于加权马氏距离的相关反馈方法 [J]. 微电子学与计算机,2013,30(4):37-40.
[12] Rubin T N,America Chambers,Smyth P, et al. Statistical topic models for multi-label document classification [J]. Machine Learning,2012,88(1/2):157-208.