

CT图像特征的自动获取与检索新方法

周 杰,冯前进,林亚忠,陈武凡(第一军医大学医学图像处理全军重点实验室,广东 广州 510515)

摘要:目的 自动获取 CT 图像特征,提出实现基于内容的 CT 图像数据库检索新方法。方法 本研究针对 CT 医学图像,提出应用最大期望分割算法来获取其区域特征,并组合感兴趣区域的累积直方图特征、纹理和形状信息构成检索的特征向量,从而把图像表征为特征空间中的一个向量集合。结果 当向数据库提交查询图像时,经过特征匹配,最终按相似度由大到小的顺序返回目标图像。结论 实验结果表明,本研究提出的基于内容的 CT 图像检索方案在满足临床需求的同时,获得了较高的查询精度和效率。

关键词:CT 图像;图像检索,基于内容;累积直方图;模糊区域特征;最大期望算法;相似度

中图分类号:R814.42 文献标识码:A 文章编号:1000-2588(2004)05-0579-03

Automatic feature extraction and new method for retrieval from CT image database

ZHOU Jie, FENG Qian-jin, LIN Ya-zhong, CHEN Wu-fan

Key Lab for Medical Image Processing of PLA, First Military Medical University, Guangzhou 510515, China

Abstract: Objective To propose a new method for content-based retrieval from medical CT image database on the basis of automatically extracted features of the images. **Method** An automatic feature extraction method is proposed based on expectation-maximization algorithm. A CT image is represented by a set of regions, each of which is characterized by a fuzzy regional feature vector reflecting the grey level, texture, shape, and the cumulative distribution histogram feature of the region of interest (ROI) to efficiently describe the difference between the ROIs. **Results** Compared with the submitted query image, the target images were retrieved in the order of similarity calculated by the proposed similarity measures. **Conclusion** The proposed technique for CT image retrieval is suitable for clinical application, with greater precision and efficiency for retrieval than the conventional methods.

Key words: CT image; image retrieval, content-based; cumulative distribution histogram; fuzzy regional features; expectation-maximization algorithm; similarity measure

随着医学数字化成像技术和图像归档和通讯系统在世界范围的普及,开发基于医学图像内容的数据库检索技术已经成为当前科研领域的热点之一^[1]。目前已开发的大多数基于内容的图像检索(content-based image retrieval, CBIR)技术主要是面向查阅无组织、多类型的普通图像数据库^[2]。而医学查询通常要包含器官及其相对位置,以及其他显著性特征如形态学上的表现等方面的内容。因此,一般意义上的CBIR系统在医学背景下使用是无法保证有意义的查询的。为此本研究在自动获取CT图像特征的基础上,提出一套基于区域特征检索CT图像的新方法。

1 理论与方法

1.1 图像分割和特征的自动提取

1.1.1 提取区域特征 考虑到CT图像的空间容积效应,以及最大期望算法在医学图像分割问题中能够较好地处理图像不均一性,并能够根据图像体素的类别对组织进行有效分类的特性,本研究采用有限混合高斯模型下的最大期望(expectation-maximization, EM)算法^[3]对医学CT图像进行灰度分割。当EM算法对混合高斯参数作动态估算时,其估计步骤(E步)和最大似然估计步骤(M步)交替迭代,最终同步优化区域分割与参数估计。

完成图像分割后,对分割图像区域可以提取3个惯量特征用以描述每个区域的形状特性。它们是1至3阶的归一化惯量^[4],把它们写成向量形式:

$$\vec{h}_i = \left[\frac{I_{(R_i,1)}}{I_1} \quad \frac{I_{(R_i,2)}}{I_2} \quad \frac{I_{(R_i,3)}}{I_3} \right]^T \quad (1)$$

其中, $I_{(R_i,\gamma)}$ 是区域 $R_i \subset N^2$ 的第 γ 阶惯量, I_γ 是单位球的第 γ 阶惯量。

设对于区域 $R_i \subset N^2$ 都有一个特征集合 F_i 来与之对应, $\hat{f}_i = \{f_{value}, f_{LH}, f_{HL}, f_{HH}\}$ 是该集合的中心向量,其中 f_{value} 是分割区域的平均灰度,其它3个特征量分别代

收稿日期:2003-02-23

基金项目:“973”国家重点基础研究发展规划资助项目(2003CB716101);国家自然科学基金重点项目(30130180)

This work is supported by State 973 Program of China (2003CB716101) and Key Project of National Natural Science Foundation of China (30130180)

作者简介:周 杰(1972-),男,第一军医大学在读博士研究生,工程师,电话:020-61648285, E-mail: zhoujie@fimmu.com

表对区域进行 Daubechies4 小波变换后得到 LH 、 HL 、 HH 高频子带的平均能量, $1 \leq i \leq C$, C 为区域数。小波各个频带上的系数矩在这里被用来代表区域纹理特征。例如, HL 子带反映了水平方向上的纹理特性。如果图像中包含垂直条纹, 在 HL 子带上则会体现出较高的能量, 而在 LH 子带上体现较低能量^[5]。

考虑到图像分割不确定性可能造成的影响, 利用柯西分布, 我们得到描述区域 R_i 的模糊特征 \tilde{F}_i 的隶属函数, $\mu_{\tilde{F}_i} : \mathbb{R}^4 \rightarrow [0, 1]$,

$$\mu_{\tilde{F}_i}(f) = \frac{1}{1 + \left[\frac{\|f - \hat{f}_i\|}{d_f} \right]^a} \quad (2)$$

其中特征量为 d_f , 它是区域特征向量之间的平均距离。通过(2), 区域特征向量 \hat{f}_i 被映射到模糊集合 \tilde{F}_i 上。相似地, 对应描述区域 R_i 形状性质的特征按照 \hat{h}_i 同一原理映射为模糊集合 \tilde{H}_i , 其特征量为 d_h , 它是区域形状特征之间的平均距离^[6]。

1.1.2 医学图像 ROI 特征的提取 在临床影像诊断过程中, 医生往往只关心有利于疾病诊断的感兴趣区域^[7,8](region of interest, ROI)。在医学图像 ROI 中, 病灶的器质性改变通常体现在图像灰度和纹理的改变。为此, 除了以上区域特征外, 本研究以头部 CT 图像中的脑部作为查询的 ROI, 再利用 K 均值等快速算法对 ROI 图像进行灰度分割, 从而提取 ROI 分割图像的累积直方图特征来刻画区域中灰度分布特性。

对于分割图像 ROI 的累积直方图, 其定义为: 如果一个像素数为 N 的图像分割后, 在其特定的 ROI 中有 L 个灰阶 $l_0 \leq l_1 \leq \dots \leq l_{L-1}$, 可以得到 ROI 灰度直方图 $H(l_i), 0 \leq i \leq L-1$, 则图像累积直方图为

$$H_c(k) = \sum_{i=l_0}^k H(i) \quad k=l_0, l_1, \dots, l_{L-1} \quad (3)$$

由此, 分割图像的 ROI 区域分布特性, 可以利用其累积直方图向量 $0 \leq \vec{H}_c \leq 1$ 来描述, 由(3)式得到:

$$\vec{H}_c = \{H_c(k) : k=l_0, l_1, \dots, l_{L-1}\} \quad (4)$$

这样, 综合以上介绍的分割区域特征和 ROI 特征, 我们就能够有效表达医学图像。最后, 为了保证这些特征具有可比性, 完成以上特征提取后, 本研究对特征值进行高斯归一化。

1.2 相似度算法

1.2.1 区域特征的相似性测度 对于刻画分割区域特征的模糊特征向量, 采用统一特征匹配测度(UFM)可以得到其相似度。令 (F_q, \mathcal{H}_q) 和 (F_t, \mathcal{H}_t) 分别是查询图像和数据库目标图像的特征描述。那么可用 1 个相似性向量偶表示查询图像和目标图像间的相似性,

记为:

$$\left(\vec{L}^{\{F_q, \mathcal{H}_q\}}, \vec{L}^{\{\mathcal{H}_q, \mathcal{H}_t\}} \right) \quad (5)$$

按照 UFM 方法, 相似性测度可以通过以下方法得到:

$$m_{UFM} = m_{(q,t)} = \rho_1 \omega_1 \vec{L}^{\{F_q, \mathcal{H}_q\}} + \rho_2 \omega_2 \vec{L}^{\{\mathcal{H}_q, \mathcal{H}_t\}} \quad (6)$$

具体地, 对于 (F_q, \mathcal{H}_q) , 其描述量为

$\vec{f}_i \in \mathbb{R}^4, d_f \in \mathbb{R}, \vec{h}_i \in \mathbb{R}^3, d_h \in \mathbb{R}, 1 \leq i \leq C_q$, 以及 (F_t, \mathcal{H}_t) , 其描述量为 $\vec{f}'_i \in \mathbb{R}^4, d'_f \in \mathbb{R}, \vec{h}'_i \in \mathbb{R}^3, d'_h \in \mathbb{R}, 1 \leq i \leq C_t$ 。权向量

$$\begin{aligned} \vec{\omega}_1 &= (1-\lambda)\vec{\omega}_a + \lambda\vec{\omega}_b \\ \vec{\omega}_2 &= \vec{\omega}_a \end{aligned} \quad (7)$$

其中 $\vec{\omega}_a$ 是包含查询图像和目标图像中区域面积比例的归一化向量, $\vec{\omega}_b$ 则是区域边界长度的归一化向量, 且 $\vec{\omega}_a, \vec{\omega}_b \in \mathbb{R}^{C_q+C_t}$ 。加权系数: $\rho_1=1-\rho, \rho_2=\rho, \rho, \lambda \in [0, 1]$, 可以人为指定。

1.2.2 ROI 累积直方图特征的相似性测度 当计算两幅图像的 ROI 累积直方图特征相似度 $S(\vec{H}_c^q, \vec{H}_c^t)$ 时, 其中查询图像的 ROI 累积直方图特征向量为 \vec{H}_c^q , 目标图像的 ROI 累积直方图特征向量为 \vec{H}_c^t , 可采用直方图匹配方法进行计算, 得到相似度为:

$$m_H = 1 - \|\vec{H}_c^q - \vec{H}_c^t\| \quad (8)$$

在相似性匹配时, 组合两项特征从而得到总体相似性测度, 形式为:

$$\begin{aligned} m &= \omega_H m_H + \omega_{UFM} m_{UFM} \\ \omega_H + \omega_{UFM} &= 1 \end{aligned} \quad (9)$$

当查询时, 用户比较关心的是图像 ROI 中的灰度区域分布, 可以适当增加 ω_H , 若对图像局部颜色、纹理和形状特性的综合表现需要关注, 可调整 ω_{UFM} 的值, 以使得返回结果更加符合查询要求, 从而保证了查询精度和稳定性。

2 结果

实验中, 我们采用 3 000 余幅 CT 平扫 DICOM 图像来测试本研究提出的方法。图像入库时, 各序列的关键图像统一转换为 $256 \times 256 \times 8$ bit 的灰度图像, 并作相应的分割计算和特征提取。查询时, 查询图像和数据库中的图像进行逐一比较, 最后按照相似性测度由大到小返回。

以下实验以检索 1 个颅内出血病例为例进行说明(图 1~4)。各图中左上角的首幅图像为提交的查询图像, 其它则为相应方法返回的检索结果。为了检查算法在图像中出现像素变化时的稳健性, 我们还在数据库中加入该图像水平平移 120 像素、垂直平移 120 像素、亮度减小 40%、亮度提高 40% 和高斯模糊(半径为 2 像素)等 5 种特殊情况。

图 2 中显示的是采用本研究 EM 分割方法获取

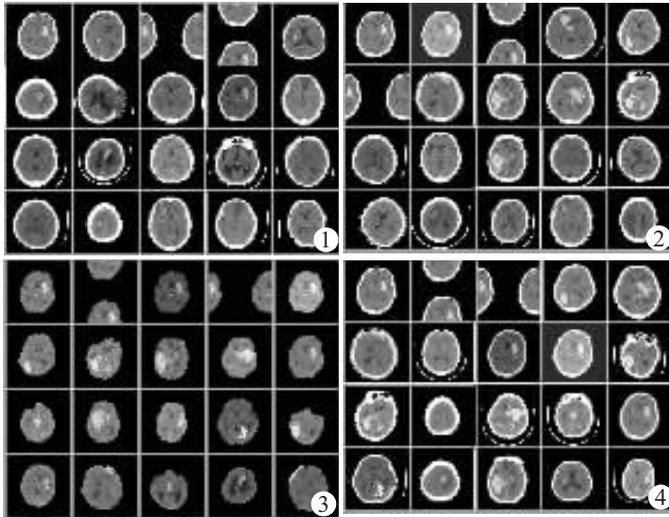


图 1 使用模糊特征匹配方法得到的查询结果

Fig.1 Query results of fuzzy feature matching approach

图 2 使用最大期望分割方法提取模糊特征查询结果
Fig.2 Query with regional fuzzy features based on expectation-maximization segmentation

图 3 CT 图像去除颅骨后进行累积直方图的比较得到的查询结果

Fig.3 Query based on the cumulative distribution histogram feature after region of interest extraction

图 4 使用本研究方法得到的查询结果

Fig.4 Query results of our approach

模糊特征(EMFM)检索回来的结果。可以看到,虽然在其结果返回的精度上比用文献[6]介绍的 FFM 方法(图 1)有所提高,但是检索结果仍然会返回一定比例的非关联图像。图 3 是提取颅内组织,并提取累积直方图特征的查询结果。图 4 是本研究结合区域模糊特征和 ROI 特征(EMFM+CDF)返回的图像检索结果。

表 1 是在计算机平台为 Pentium III 1.2 G、操作系统为 MS Windows 2000 时,采用不同方法检索得到的总样本的精度 p 、序均值 r 和平均标准差的对照表格。

表 1 FFM 方法、EMFM 方法、EMFM+CDF 方法的比较结果
Tab.1 Comparison of the proposed approach (EMFM+CDF) with FFM method and EMFM method

Parameter	Method		
	FFM	EMFM	EMFM+CDF
p	0.57	0.65	0.72
r	9.55	8.83	6.95
σ	5.95	5.54	4.94
Mean CPU time (second/100 images)	6.01	6.18	3.85

FFM: Fuzzy feature matching scheme; EMFM: Matching with fuzzy feature-based EM segmentation; CDF: Cumulative distribution histogram feature

根据实验分析,基于 EM 分割的模糊特征匹配方法(EMFM)由于计算复杂度的增加,查询速度要略低于基于 K 均值分割的模糊特征匹配方法 (FFM),但是在查询精度上有了一定的提高。EMFM 方法结合了累积直方图特征后,精炼了查询范围,查询精度以及查询速度都出现了显著改善。

3 讨论

在文献[6]所介绍的 FFM 方法中,模糊特征提取是通过图像分块向量的 K 均值聚类得到的,速度虽然快,但是分类粗糙,这是通过牺牲对图像特殊性的刻画而换取检索结果的稳定性。当应用 FFM 方法检索头部 CT 图像时,如果提交的查询为颅内高密度影 CT 图像(图 1),在查询结果中竟有一半以上是颅

内低密度影的图像,这并不能符合临床需要。

本文提出了一套基于 EM 分割自动获取医学图像特征并进行基于内容的检索的方法。该方法采用了模糊特征和累积直方图特征相结合的方法建立图像索引,其中模糊特征能够有效的克服不精确分割可能造成的影响,累积直方图特征能够较为准确的反映医学图像 ROI 中的病灶分布信息,从而保证了内容检索的有效性和鲁棒性。在特征匹配(识别)步骤中,本方法综合采用适应模糊特征的唯一特征测度(UFM)和适用累积直方图的欧氏距离测度,并利用权重加以平衡,从而提高了医学图像查询的精度、效率和交互性。

参考文献:

- [1] Smeulders A, Gupta A. Content-based image retrieval at the end of the early years [J]. IEEE Trans Patt Anal Mach Intel, 2000, 22(8): 1349-80.
- [2] Wang J, Li J. SIMPLIcity: Segmantics-sensitive integrated matching for picture libraries [J]. IEEE Trans Patt Anal Mach Intel, 2001, 23(9): 947-63.
- [3] Dempster A, Laird N, Rubin D. Maximum Likelihood from incomplete data via the EM algorithm [J]. J Royal Stat Soc, 1977, 39(1): 1-38.
- [4] Gersho. Asymptotically optimum block quantization [J]. IEEE Trans Inf Theory, 1979, 25(4): 378-80.
- [5] Unser M. Texture classification and segmentation using wavelet frames [J]. IEEE Trans Image Proc, 1995, 4(1): 1549-60.
- [6] Chen Y, Wang J. A region-based fuzzy feature matching approach to content-based image retrieval [J]. IEEE Trans Patt Anal Mach Intel, 2002, 24(9): 1116-28.
- [7] 林亚忠, 陈武凡, 陈明, 等. 利用知识库实现对心脏 MR 图像的自动分割 [J]. 第一军医大学学报, 2001, 21(11): 822-4.
Lin YZ, Chen WF, Chen M, et al. Automatic segmentation of cardiac magnetic resonance images using knowledge base [J]. J First Mil Med Univ/Di Yi Jun Yi Da Xue Xue Bao, 2001, 21(11): 822-4.
- [8] 赵晨光, 陈武凡, 李伟鹏. 基于吉布斯随机场和最大后验概率的医学序列图像伪光流估计 [J]. 第一军医大学学报, 2001, 21(6): 401-4.
Zhao CG, Chen WF, Li WP. Pseudo-optical flow estimation for medical image sequences based on maximum a posteriori probability and Gibbs random field [J]. J First Mil Med Uiv/Di Yi Jun Yi Da Xue Xue bao, 2001, 21(6): 401-4.