

文章编号: 1004-9037(2010) 05-0605-06

基于特征向量的颅脑CT 图像分割方法

孙 涛¹ 李传富^{1,2} 刘 伟¹ 冯焕清¹

(1. 中国科学技术大学电子科技系, 合肥, 230027; 2. 安徽中医学院第一附属医院影像中心, 合肥, 230031)

摘要: 针对脑肿瘤和脑出血的检出应用, 提出一种新的将颅脑CT 图像分割为白质、灰质和脑脊液3 个区域的方法。首先用阈值法与数学形态学结合的方法提取出颅腔内脑部组织, 然后利用灰度信息将其分割成脑脊液区域和其他区域。计算其他区域像素的几何矩及几何矩的方差, 并结合像素的边界特性为每个像素构建特征向量。用MFCM 算法对特征向量进行聚类将图像分割成白质和灰质, 并用数学形态学对聚类结果进行滤波。实验结果验证了本文方法的先进性。

关键词: 图像分割; 颅脑CT 图像; 特征向量; 几何矩; 模糊C 均值聚类

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

Segmentation of Brain CT Images Based on Eigenvectors

Sun Tao¹, Li Chuangfu^{1,2}, Liu Wei¹, Feng Huanqing¹

(1. Department of Electronic Science and Technology, University of Science and Technology of China, Hefei, 230027, China;

2. Medical Imaging Center, First Affiliated Hospital of Anhui TCM College, Hefei, 230031, China)

Abstract: Aimed at the detection of brain tumors and the cerebral hemorrhage, a new approach for tissue segmentation of brain CT data is proposed to label the white matter (WM), the gray matter (GM) and the cerebrospinal fluid (CSF). By using thresholding and mathematical morphology, the cerebrum is firstly extracted. After the cerebrum is approximately classified into CSF and the other part according to the discrepancy of their intensity, the geometric moment, its standard deviation, and the edge strength of each voxel of the other part are calculated and constructed as the eigenvector of the voxel. MFCM classifies the eigenvector into WM and GM, and the mathematical morphology modifies the clustering result. Experimental results demonstrate the good effect of the method.

Key words: image segmentation; brain CT images; eigenvector; geometric moments; fuzzy C-means clustering

引 言

MR 图像对软组织的分辨率远比CT 图像高, 因而目前颅脑软组织的分割研究主要以MR 图像为对象。但在很多MR 图像受限制的应用场合, CT 图像是重要的替代图像。此外, CT 图像在钙化点、脑出血和脑肿瘤等脑部疾病的检测方面具有MR 不可比拟的优势。因而研究基于CT 图像的软组织的分割具有一定的现实意义。

目前已有一些成功的颅脑MR 图像软组织分割的方法, 但将它们直接用于颅脑CT 图像则远达不到同等的效果^[1]。也有作者提出过一些针对颅脑CT 的分割方法^[2-4], 比如阈值分割法、区域生长法等, 这些方法大多集中在研究分割颅骨组织和脑组织或分割病灶区域等方面, 专门针对CT 颅脑数据软组织的分割研究目前还没有见到。针对这个问题, 本文拟对像素计算特征向量, 将特征向量作为分类数据, 以实现颅脑CT 图像的分割。建立特征向量的方法已成功用于颅脑MR 图像的配准^[5-6],

将它应用于颅脑CT 数据的分割是一个尝试。首先根据灰度信息用改进的模糊均值算法(Modified fuzzy c-mean method, MFCM)^[7]将颅脑区域初分成脑脊液(CSF)区域和其他区域。建立特征向量后,对其他区域再次进行聚类划分,得到大致的白质(WM)、灰质(GM),用数学形态学对聚类的结果加入医学先验知识的约束,修正第二次聚类的结果,最终实现所期望的分割,将颅腔内组织分割成WM,GM,CSF3个区域。

1 算法原理

1.1 预处理

本文研究的对象是颅脑的软组织区域,所以应先去除颅脑CT 图像中的颅骨和支架,采用阈值法与数学形态学结合的方法^[8]剔除颅腔外的结构和提取出颅腔内的部分。图1 列出了去除颅骨前后的CT 图像。

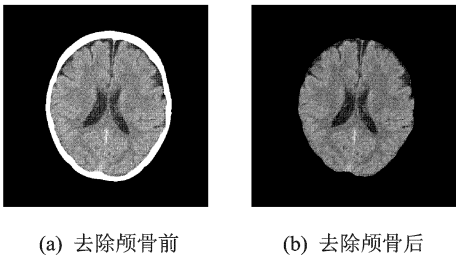


图 1 去除颅骨前后的CT 图像

1.2 特征向量的构造

特征向量构造是最关键的一步,它们必须能反映不同像素所代表的解剖结构特性。考虑到颅脑解剖结构的复杂性,若仅以灰度为分割颅脑CT 图像的依据,并不能准确反映颅脑不同组织的差异,不同组织的灰度值可能在某些区域极为相似,因而造成分割的错误。图2 是图1(b)的灰度分布直方图,可见,颅腔内的灰质、白质、脑脊液3个部分的CT 值较均匀地分布在-20~80之间,且是连续的,无

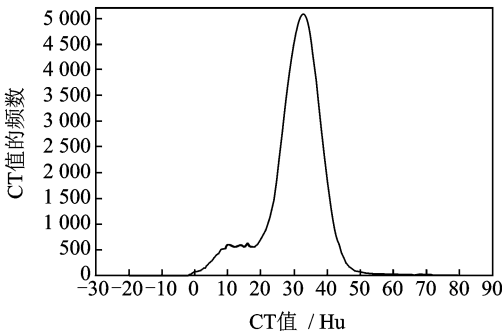


图 2 颅腔内结构的灰度直方图

明显的波谷。特别是灰质和白质的CT 值有重叠的区域,只是根据CT 值对白质和灰质进行分割容易导致错误的分类,所以需要针对白质和灰质寻找合适的分割方法。

克服此问题的一个方法是为每个像素计算其小波系数^[9],但计算代价很大,耗时长。为此,本文采用从局部直方图提取每个像素的特征的方法。局部直方图易于计算,且具有旋转不变性和平移不变性,最重要的是它可以有效反映像素点周围的邻域信息,从而对不同组织内具有相似灰度值的像素具有良好的区别能力。

首先计算每个像素在一定邻域范围的局部直方图 $h(v)$, v 为像素点的坐标;然后针对 $h(v)$ 计算每个点的局部直方图的三阶几何矩(Geometric moments, GM)^[10]及其在邻域内的方差。三阶几何矩的计算公式为

$$M_n(v) = \sum_{i=1}^N i^{n*} h(v,i) \quad n = 1, 2, 3 \quad (1)$$

式中: v 为模板中心; $h(v,i)$ 是 v 为中心的模板内灰度 i 出现的频率(局部直方图 $h(v)$), i 是 v 为中心的模板内的不同灰度值; N 为当前模板下所有不同灰度的总数。 v 的取值范围为CT 图像的颅脑区域或者全部区域,这样就为每个像素点建立起各自的三阶几何矩,即 $\{M_1(v), M_2(v), M_3(v)\}$ 。局部直方图对于边缘信息的检测能力较弱,用canny 边缘检测算子计算每个像素的canny 系数作为特征向量的一维分量,从而在特征向量中引入像素的边界特性。canny 算子^[11]可以根据图像边界强度的大小输出相应数值的单像素宽的边界,并且能够通过滞后阈值化处理来消除图像中噪声引起的对单个边缘的虚假响应造成的“纹状”问题。

如前所述,CT 图像对于软组织的成像分辨率没有MR 图像高,为更有效反映颅脑不同结构的差异,本文在文献[6]的特征向量形式基础上,增加三维分量,即计算出每个像素的三阶几何矩后,再计算其在邻域内各自的标准方差

$$S_n(v) = \left[\frac{1}{N-1} \sum_{i=1}^N (M_{n,i}(v) - \overline{M_n}(v))^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad n = 1, 2, 3 \quad (2)$$

式中: N 是 v 为中心的模板下所有像素的个数; $M_{n,i}(v)$ 为当前模板下第 i 个像素的第 n 阶几何矩; $\overline{M_n}(v)$ 为当前模板下所有像素的第 n 阶几何矩的均值。

构造的特征向量形式为

$$T = \{M_1, M_2, M_3, S_1, S_2, S_3, C\} \quad (3)$$

式中: $M_n(n=1, 2, 3)$ 为每个像素在模板邻域内的

三阶几何矩; $S_n(n=1, 2, 3)$ 为对应几何矩 $M_n(n=1, 2, 3)$ 的方差; C 为每个像素的 Canny 系数。

文献[12]证明: 特征向量对像素点的区分度与提取特征向量时所选取的邻域大小存在十分密切

的关系, 邻域大小直接影响特征向量的性能。在实验中也分别针对白质、灰质和脑脊液3种组织在不同邻域大小的范围内提取特征向量, 并对其区分度进行了测试, 结果如图3所示。

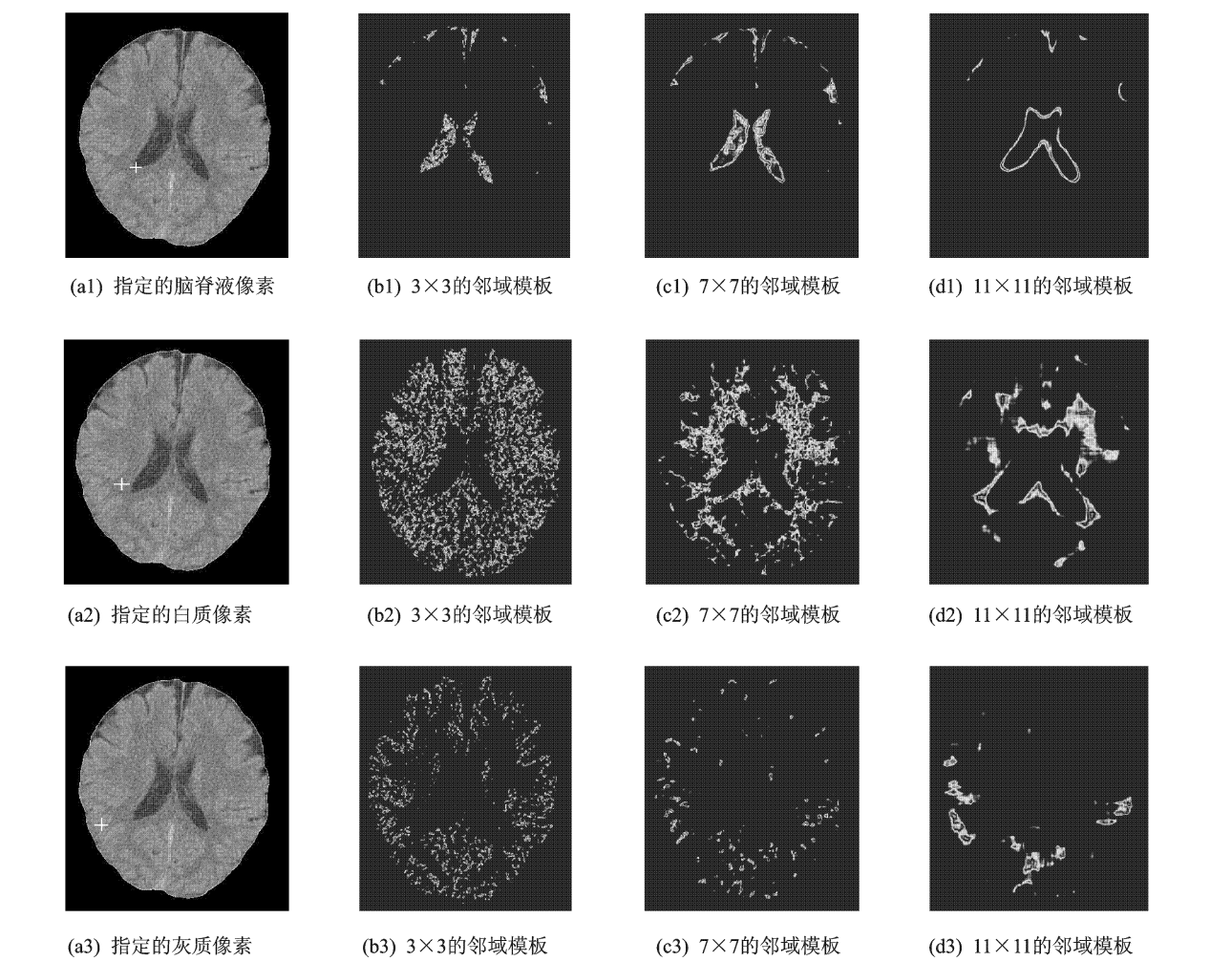


图3 特征向量与邻域模板大小的关系

图3中分别选定脑脊液、白质和灰质中的3个像素点, 如图(a1, a2, a3)中的白色十字所示, 然后分别用 3×3 、 7×7 和 11×11 大小的邻域模板, 提取所有像素点的特征向量 $T_i, i=1, 2, \dots, N$, 为当前分辨率图像所有像素点的个数, 并计算它们和选定点的特征向量 T_s 的相似度, 相似性测度采用欧氏距离, 实验结果如图3所示。

分析实验结果可得以下结论:

(1) 隶属于同一组织的像素的特征向量具有高度的相似性;

(2) 随着模板的增大, 特征向量相似的点的离散度和数量都开始减少, 只集中分布在与所选点所属组织和结构最相似的位置。

例如, 将图3(d1)与图3(b1, c1)相比, 特征向量

相似度高的点集中分布在侧脑室的边缘地区, 而不是近似均匀分布在整个侧脑室内, 而实验选取的点也是处于侧脑室边缘的, 所以可以推断: 模板取得较大, 点与点的区分度也越大。

从便于分割的角度考虑, 邻域模板的大小必须保证某一组织特定位置的点既能与不同组织的点的特征向量具有可区别性, 又要保证它与同一组织内部的其他点的特征向量具有一定的相似性, 结论(1)满足了这个要求。而结论(2)说明: 为了保证达到期望的实验结果, 需要选择大小合适的邻域模板。根据实验, 本文选择模板大小为 7×7 的区域。

1.3 MFCM 算法

模糊均值算法(FCM)是一种较常用的聚类分

割算法。算法假设有限集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 为 n 个样本组成的集合, c 为预定的类别数, V_k 为每一个聚类的中心, $k = 1, 2, \dots, c$; $u_k(x_i)$ 为第 i 个样本关于第 k 类的隶属度, 则聚类目标函数由隶属函数定义为

$$J_{FCM} = \sum_{k=1}^c \sum_{i=1}^n (u_{ik})^m d_{ik}^2(x_i, V_k) \quad (4)$$

式中: $d_{ik}^2(x_i, V_k)$ 为 x_i 到 V_k ($k = 1, 2, \dots, c$) 的欧氏距离; m 为模糊加权幂指数, 可以控制聚类结果的模糊程度; U 为 X 的模糊划分矩阵, 同时满足 $u_k(x_i)$

$$\sum_{k=1}^c u_k(x_i) = 1, V \text{ 为 } X \text{ 的聚类中心集合。}$$

FCM 聚类算法的目的是使聚类目标达到最小。该算法定义每个像素 x_i 对应的中心 V_k 的隶属度 $u_k(x_i)$ 为

$$u_{ik}^{t+1} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}^2}{d_{ij}^2} \right)^{\frac{1}{(m-1)}}} \quad (5)$$

V_k 的更新公式为

$$V_k^{t+1} = \frac{\sum_{i=1}^N u_{ik}^m x_i}{\sum_{i=1}^N u_{ik}^m} \quad (6)$$

在本算法中, x_i 是每个点的特征向量 T_i 。根据FCM 的迭代算法, 必须首先确定FCM 初始聚类中心 V_k 。通常聚类中心是随机产生的, 如果它与最终的迭代结果相差较大, 那么迭代过程就会很长; 若选择的初始值和最终迭代结果很相近, 就能显著减少FCM 的迭代次数。而K-means 算法的收敛速度比FCM 算法要快, 而且两者的聚类中心十分接近^[7], 所以参考改进的MFCM 算法, 先用K-means 算法计算出待分类数据的硬聚类中心, 然后将其作为FCM 算法的初始聚类中心, 能减少FCM 算法的迭代次数, 提高聚类速度。

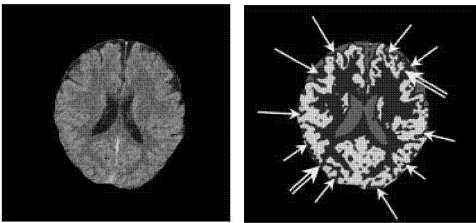
文献[13-14] 分别从算法的收敛性和聚类有效性角度着手, 提出MFCM 算法中的参数 m 不作特殊要求的情况下取值为 $m = 2$ 。

因为要将数据分为WM, GM, CSF 和背景4类, 所以 c 取4。实验中, 本算法的主要时间消耗在建立特征向量的步骤, 为加速运算, 可以利用脑脊液的灰度值和颅脑其他区域的灰度差异较为显著

的特点, 先利用灰度值进行聚类划分出初始的脑脊液区域和其他区域, 这样就可以只计算颅腔内其他区域的特征向量 T , 并对其进行分类, 而不需为全部区域计算特征向量, 这时 c 取为2。

1.4 结合先验知识的数学形态学滤波

由于目前成像算法得到的CT 图像不可避免地要受到部分容积效应的影响, 这也是造成目前颅脑内软组织分割难度大的另一个重要原因。通过实验发现, 部分容积效应对于白质区域的影响最明显, 如图4 中的箭头所示。图4(b) 中单线箭头的区域事实上属于脑沟内脑脊液区域, 但因部分容积效应的影响, 被错误地聚类为脑白质区域; 双线箭头指示区域是因为部分容积效应造成的脑白质区域错误溢出到脑沟内的脑脊液区域, 并与脑脊液区域错误地通连。所以对模糊聚类的分割结果需要结合医学解剖学的先验知识进行约束, 可以用数学形态学^[15]、模糊熵^[16] 等方法进行处理。本文对白质和灰质部分的分割是分为两个阶段进行的。第一阶段MFCM 算法进行初步分割后, 采用开运算对MFCM 算法分类得到的白质部分做滤波处理, 去除部分容积效应造成的“溢出”区域, 再根据医学先验知识选出白质区域。第二阶段对第一阶段聚类被误判为白质的区域再进行一次MFCM 算法分类, 将其划分为脑脊液和灰质区域, 消除一次MFCM 的误差。



(a) CT 颅脑图像 (b) 第一阶段MFCM 聚类结果

图4 部分容积效应示意图

实验中选取5 幅512 像素×512 像素的图片进行两次MFCM 的时间测试, 测试结果表明, 两次MFCM 聚类提高了白质和灰质区域分割的正确性, 并且在时间复杂度上没有明显的增加, 进行两个阶段的MFCM 聚类与一次MFCM 所消耗的时间相比只增加了约6 s, 如表1 所示。

表1 MFCM 算法计算时间分析

MFCM 计算	样本1	样本2	样本3	样本4	样本5
一次MFCM 计算	63.644 6±0.779 0	72.531 9±0.009 4	66.197 1±0.169 0	64.078 0±0.040 5	74.211 9±0.047 5
二次MFCM 计算	69.012 8±0.020 9	79.140 7±0.013 6	72.025 5±0.049 0	72.330 8±0.317 0	77.621 5±0.181 3

2 算法实现与实验结果

实现算法的具体步骤如下:

- (1) 对颅脑CT数据进行预处理,提取颅腔内的脑部组织;
- (2) 用MFCM算法对CT值进行分类,初步分割出脑脊液区域和其他区域;
- (3) 计算其他区域内每个像素的GM、方差及canny系数,为其建立特征向量;
- (4) 用MFCM算法对其他区域的特征向量进行分类得到白质和灰质区域;
- (5) 对步骤(4)选出的白质区域进行形态学滤波,消除部分容积效应的干扰;
- (6) 对步骤(4)的误分区域用MFCM算法再次对其特征向量进行聚类,将其分割成灰质和脑脊液区域;
- (7) 合并以上各步结果,得到最终3类组织区域的划分。

选择一组512像素×512像素×153像素的CT颅脑数据进行分割实验和算法性能测试。分割类别设定为GM,WM,CSF和背景4类,如图5所示,算法能够实现这几部分的正确分割,为进一步实现脑肿瘤和脑出血的辅助诊断打下了很好基础。

为了说明构建特征向量对提高MFCM方法聚类分割性能的重要性,本文选择3幅颅脑CT图像来比较基于灰度和基于特征向量的MFCM方法的分割结果。图6(a)是3幅去除颅骨、皮肤和软组织后的颅脑CT原图像。图6(b)是直接对图6(a)的各个像素的灰度数据进行MFCM分类后的结果,虽然也大致分成了3类,但由于灰度数据的区分度有限,导致某类组织的内部会出现其他组织,即错误划分的像素。图6(c)是先对图6(a)的各个像素建立特征向量,再用MFCM聚类分割的结果,与图6(b)相比,可将目标图像分成GM,WM,CSF和背景4类,并避免了图6(b)中的问题。

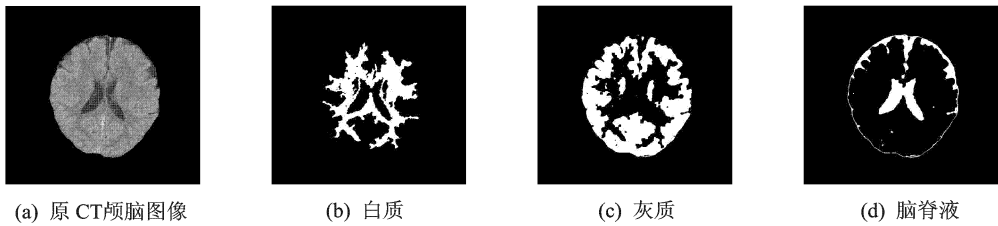
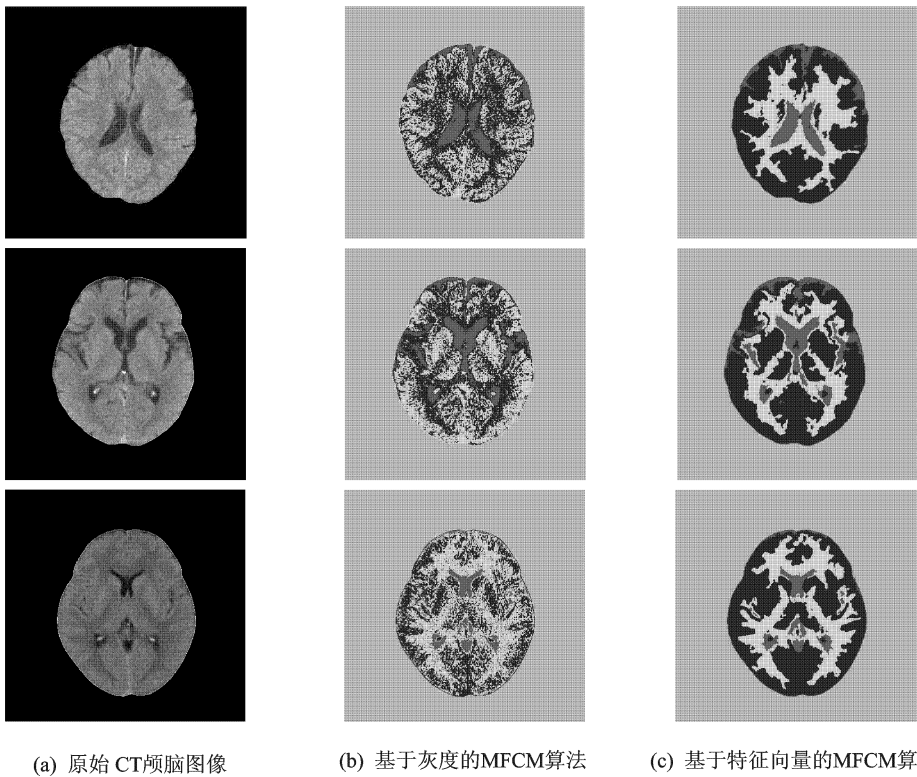


图5 基于特征向量的MFCM的分割效果



(a) 原始CT颅脑图像 (b) 基于灰度的MFCM算法 (c) 基于特征向量的MFCM算法

图6 分割结果比较

3 结束语

本文针对脑肿瘤和脑出血的检出应用,提出一种新的颅腔内脑部组织分割的方法。通过计算颅脑 CT 图像各像素的几何矩及其方差,并用它们与像素的边界特性一起构造特征向量作为待分类数据,然后用 MFCM 算法并结合先验知识进行数学形态学滤波的方法,能够有效地把颅腔内脑部组织分割成白质、灰质和脑脊液,为构建辅助诊断系统打下了很好的基础。

参考文献:

[1] Lauric A,Frisken S. Soft segmentation of CT brain data [EB/OL]. <http://www.cs.tufts.edu/tech-reports/reports/2007-3/report.pdf>, 2007-12-21/2008-04-17.

[2] 杨加,吴祈耀,田捷,等. 几种图像分割算法在 CT 图像分割上的实现和比较[J]. 北京理工大学学报, 2000, 20(6): 720-724.

[3] Hu Q, Qian G Y, Aziz A, et al. Segmentation of brain from computed tomography head images[C] IEEE EMBS 2005. Shanghai, China: [s. n.], 2005: 3375-3378.

[4] Wei K P, He B, Zhang T, et al. A novel method for segmentation of CT head images[C] ICBBE 2007. Shanghai, China: [s. n.], 2007: 717-720.

[5] Shen D G, Davatzikos C. HAMMER: hierarchical attribute matching mechanism for elastic registration [J]. IEEE Trans Med Imag, 2002, 21(11): 1421-1439.

[6] Shen D G. Image registration by local histogram matching [J]. Pattern Recognition, 2007, 40: 1161-1172.

[7] 谢维信,刘建庄. 硬聚类和模糊聚类的结合——双层 FCM 快速算法[J]. 模糊系统与数学, 1992, 2(6): 77-85.

[8] 李传富,周康源,陈曾胜,等. 序列颅脑 CT 图像的颅腔内结构自动化分割[J]. 中国科学技术大学学报, 2006, 36(2): 148-152.

[9] Xue Z, Shen D G, Davatzikos C. Determining correspondence in 3-D MR brain images using attribute vectors as morphological signatures of voxels [J]. IEEE Trans Med Imag, 2004, 23(10): 1276-1291.

[10] Shen D G, Horace H S Ip. Generalized affine invariant image normalization[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(5): 431-440.

[11] Canny J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Trans PAMI, 1986, 8 (6): 679-698.

[12] Kadir T, Brady M. Saliency, scale and image description [J]. International Journal of Computer Vision, 2001, 45(2): 83-105.

[13] Bezdek J C, Hathaway R J. Convergence and theory for fuzzy c-means clustering: counterexamples and repairs [J]. IEEE Trans PAMI, 1987, 17(5): 873-877.

[14] Pal N R, Bezdek J C. On clustering for the fuzzy c-means model [J]. IEEE Trans F S, 1995, 3(3): 370-379.

[15] 袁晓辉,许东,夏良正,等. 基于形态学滤波和分水线算法的目标图像分割[J]. 数据采集与处理, 2003, 18(4): 455-459.

[16] 赵凤,范九伦. 一种 C-均值聚类图像分割的模糊熵后处理方法[J]. 数据采集与处理, 2007, 22(3): 299-303.

作者简介: 孙涛(1984-), 男, 硕士研究生, 研究方向: 医学图像处理, E-mail: toddsun@mail. ustc. edu. cn; 李传富(1966-), 男, 主任医师, 研究方向: 医学影像学计算机辅助诊断; 刘伟(1983-), 男, 博士研究生, 研究方向: 医学图像处理; 冯焕清(1945-), 男, 教授, 博士生导师, 研究方向: 生物医学信号处理、医学影像图像处理。