

模糊 C-均值聚类法在医学图像分析中的应用*

田 捷¹, 韩博闻², 王 岩², 罗希平¹

¹(中国科学院 自动化研究所 人工智能实验室, 北京 100080);

²(中国科学技术大学 研究生院, 北京 100039)

E-mail: tian@doctor.com

http://www.3dmed.net

摘要: 主要针对医学图像提出了基于模糊均值聚类的改进算法和应用. 该方法分为 3 步, 第 1 步是像素的模糊化, 通过模糊期望值构造冗余图像; 第 2 步是通过冗余图像和原始图像进行聚类分割; 第 3 步是三维显示. 由于利用冗余图像增加了每个像素的特征量, 该算法增强了聚类分割的精确度. 同时, 还给出了应用自行开发的三维医学图像处理与分析系统对多种医学图像(包括 CT、螺旋 CT 和 MRI)的处理结果. 由于对薄骨和关节接合处骨骼的较好识别, 使其重建后的三维模型可以清晰地再现解剖结构, 取得了较好的效果.

关键词: 模糊均值聚类; 图像分割; 医学影像分析处理系统

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A

医学图像的三维重建一直是图像处理领域的重要方面. 影响重建效果的因素一方面是采集到的图像的质量, 包括采集图像的数据量大小(包括图像分辨率、像素位数、层间距)、采集图像有无图像噪声的干扰等等; 另一个较为重要的影响因素是图像分割技术, 图像分割的准确与否直接决定了三维重建的准确程度.

医学图像的分割按照处理对象的不同可分为二维分割和三维分割两种形式. 其中三维分割可以是直接将切片数据集看成三维数据来进行三维分割^[1~3]; 也可以是以切片分割为基础, 考虑切片之间数据在灰度值和空间位置上的相关性, 提供比单一切片更多的信息, 从而获得更好的分割结果^[4]. 我们的处理方法是, 针对每张切片首先通过模糊期望值构造冗余图像, 增加每个像素的特征量, 然后利用模糊均值聚类法进行分割处理.

目前, 国内医院针对医学图像的研究大多是使用国外的图像处理工作站. 在本文中, 我们使用自己的基于微机的医学图像处理系统给出了大量三维重建的实例, 数据来源包括螺旋 CT、X 线 CT、电子束 CT 和 MRI 图像.

1 处理方法的讨论

1.1 基于模糊理论的图像分割方法

众所周知, 医学图像本质上具有模糊性. (1) 医学图像具有灰度上的含糊性: 在同一种组织中 CT 值会出现大幅度的变化, 如骨骼中的股骨、鼻窦骨骼和牙齿的密度就有很大差别; 在同一个物

* 收稿日期: 2000-07-25; 修改日期: 2000-10-16

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(69931010; 60071002; 60072007; 60172057)

作者简介: 田捷(1960-), 男, 安徽芜湖人, 博士, 研究员, 博士生导师, 主要研究领域为医学图像处理, 模式识别, 人工智能; 韩博闻(1972-), 男, 天津人, 硕士生, 主要研究领域为医学图像处理; 王岩(1972-), 男, 北京人, 硕士生, 主要研究领域为数据通信; 罗希平(1974-), 男, 湖南新化人, 博士, 主要研究领域为图像处理, 模式识别.

体中,CT 值也不均匀,如股骨外表面和内部的骨髓的密度。(2) 几何的模糊性:在一个边界上的大体素中常常同时包含边界和物体两种物质;图像中物体的边缘、拐角及区域间的关系都难以精确地加以描述,一些病变组织由于侵袭周围组织,其边缘无法明确界定。(3) 不确定性知识:通常情况下,正常组织或部位没有的结构在病变情况下出现,如脏器表面的肿物、骨骼表面的骨刺,它的出现给建造模型带来了困难。

与普通图像不同的是,在医学图像中许多伪影来自患者的体位运动,检床的匀速直线运动,这种不确定性并不是随机的,因此不适合用几何概率论,因为模糊集理论对于图像的不确定性有较好的描述能力,所以国内外许多学者将模糊理论应用在图像处理技术领域中,取得了较好的效果。尤其是在图像增强、图像分割以及边缘检测中的应用,效果要好于传统图像处理方法。J. K. Udupa 等人提出了一种用三维模糊分割结合领域知识来分割脑硬化损伤的算法^[3]。Venkateswarlu 等人提出了快速的聚类算法^[5]。

基于模糊理论的图像分割方法分为模糊阈值分割和模糊聚类分割。前者利用不同的 S 型隶属函数定义模糊目标,通过优化过程选择具有最小不确定性的 S 函数,用该函数增强目标以及属于该目标像素间的关系,设定 S 函数的交叉点为阈值分割的阈值。该方法的困难在于隶属函数的选择。后者如 FCM(fuzzy C-means clustering)法,通过迭代来优化表示图像像素点与 C 类中心的相似性的目标函数,获取局部极大值,从而得到最优聚类。此算法具有较好的收敛性,结果受初值的设置影响不大,但是,由于目标函数存在许多局部极小点,而算法的每步迭代都是沿着目标函数减小的方向进行,若初始化落在一个局部极小点附近,就会造成算法收敛到局部极小。

模糊 C-均值聚类法是具有代表性的模糊聚类算法。特别是 Bezdek 引入加权指数 m ,使目标函数推广为模糊聚类函数组 $\{J_m, 1 \leq m < \infty\}$,能够较准确地用公式表述聚类准则。有关 FCM 的研究有很多。为了解决局部极值问题, Selim 将全局优化方法中的退火技术应用用于聚类分析中^[6];Kamel 提出每分析一次数据就调整一次分类矩阵 U 和类别中心 V ^[7]。参数 m 控制聚类的模糊程度,Pal 从聚类有效性角度给出了 m 的最佳取值范围^[8]。本文提出的方法是先通过构造冗余信息图来增加像素独立特征,然后应用模糊 C-均值聚类法进行分割,从而提高分割准确度的方法。

1.2 我们的方法

我们运用了改进的模糊均值聚类图像分割方法。模糊图像处理过程的总体框架如图 1 所示。

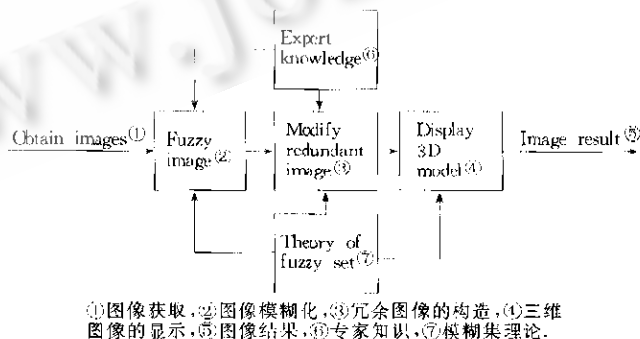


Fig.1 The main frame of fuzzy image processing procedure

图1 模糊图像处理过程的总体框架

通常的阈值分割仅利用了像素的灰度频率分布信息,而没有考虑像素间的相关性,不能反映图像的局部空间信息。当图像的信噪比递减时,传统方法将产生很多分割错误。我们已知当样本个数

固定时,减少分类错误率的办法是增加新的独立特征.医学图像的噪声明显,干扰对峰值的判断,利用原始图像的像素特征的FCM方法难以确定较好的聚类特征.考虑到图像的二维灰度直方图可以综合反映灰度分布信息和邻域空间相关信息,因此,我们首先生成基于模糊期望值的冗余信息图像,以建立起像素间的关系,增加像素的属性特征,然后在此聚类空间运用模糊均值聚类方法(FCM)对像素进行分类.

(1) 像素的模糊化

我们基于模糊期望值构造原图像 $f(x, y)$ 的冗余信息图像 $f_c(x, y)$.

(a) 图像的模糊集表示

设图像 $f(x, y)$ 由 $M \times N$ 像素组成,灰度级为 G , f_{ij} 表示图像中第 i 行第 j 列的像素, g_{ij} 表示图像中第 i 行第 j 列的灰度值,其对应的隶属度为 μ_{ij} ,则图像的模糊集表示为

$$X = \bigcup_{i=1}^M \bigcup_{j=1}^N \frac{\mu_{ij}}{f_{ij}},$$

隶属度与灰度值之间的关系为

$$\mu_{ij} = f(g_{ij}) = \left[1 + \frac{(G-1) \cdot g_{ij}}{u} \right]^{-v}.$$

u 与 v 是两个决定隶属函数形状的参数.在实验中, u 为最大灰度值, v 取 -2 可以保证隶属度的取值范围在 $0 \sim 1$ 之间.

(b) 模糊期望值(fuzzy expectation value, 简称 FEV)

对于论域 X 上的模糊集 A ,其隶属函数 μ_A 满足 $\mu_A(x) \in [0, 1], x \in X$.令 Ψ 为定义在 X 子集上的模糊测度,用 ξ_T 表示, $\xi_T = \{x | \mu_A(x) \geq T\}, T \in [0, 1]$,则 μ_A 的 FEV 定义为

$$FEV = \sup_{0 \leq T \leq 1} \{ \min(T, \Psi(\xi_T)) \},$$

其中 $\Psi(\xi_T) = f_A(T)$ 为阈值 T 的函数,定义为

$$\Psi(\xi_T) = \frac{|\xi_T|}{M \times N}.$$

$|\xi_T|$ 为集合 ξ_T 的基数, $M \times N$ 为图像中像素的数目, \min 和 \sup 分别为取最小和求上界运算.

(c) 基于 FEV 的冗余信息图像构造方法

首先产生大小为 $h \times w$ 的模板 $P_{h, w}$, 设 A_{pq} 为模板 P 中像素的模糊集表示.如果模板中各像素的灰度值之差中的最大值小于预定值,则模板前移.否则,通过公式

$$\Psi_k = \frac{1}{N \times M} \sum_{m=1}^K n_m \quad (k=2, 3, \dots, K; n_m \text{ 为集合 } \{x | \mu_{A_{pq}}(x) = \mu_m\} \text{ 中的像素数目}),$$

计算 $FEV_{ij} = \mu_i \vee (\bigvee_{k=2}^K (\mu_k \wedge \Psi_k))$, 将其作为对应像素位置上像素的新的隶属度,如此循环直至模板经过所有像素为止,最后重新计算每个像素的灰度值 $g'_{ij} = f^{-1}(a_{ij})$, 并生成冗余信息图像 $f_c(x, y)$.

(2) 利用冗余图像的 FCM

在得到冗余信息图像和原始图像以后,我们就可以使用至少两个特征量(两个图像的像素灰度值)对一个像素点进行描述.根据这些特征进行聚类分析,可将问题转化成模糊聚类分割问题.这里,我们采用了模糊 C-均值聚类分析方法,并加入了人机交互控制来给定聚类数 C .经验证明,聚类数的确定需要一些基本的医学经验.

(3) 三维图像的显示

通常,医务人员会对经过处理的图像持怀疑态度.这是因为在图像处理过程中无法证明原始图像被修正后是否能保留所有有用信息,同时不添加新的信息.在我们的医学图像处理系统中,为了尽可能最大程度地保持信息可信度所采用的方法是,经过前述方法分类后对原始数据中的每一个体素增加一个分类信息参数项 *class*,即 $Pixel(x, y, z, gray, class)$. 然后用标记了类别的原始图像数据作体显示.体显示的优点是直接研究光线通过体数据场时与体素的相互关系,无须构造中间面,体素中的许多细节信息得以保存,结果的保真度大为提高.

2 在临床医学图像中的应用

2.1 计算环境

软件环境为《医学图像处理与分析系统》,具有丰富的医学图像处理与分析功能.硬件环境为 PII 400 CPU,256M 内存,17 寸彩色显示器,8M 显存的显示卡.此套设备具有很高的性价比,可以在医院各个科室广泛应用.

2.2 骨骼细微结构的分割——筛骨垂直板的显示

螺旋 CT 主要是依靠采集的数据量很大来弥补每个层面数据量不足的缺陷.通常在采用 180° 线性内插值法时其图像最佳,敏感性剖面图窄,结构伪影少.筛骨垂直板位于鼻中隔的后面,骨质很薄,易被伪影干扰而不能显示出来.图 2(a)为头颅标本的螺旋 CT 图像,共 80 张切片,每张切片的分辨率为 256×256 ,间距为 2mm;图 2(b)是聚类中心为 2 时的二值图像;图 2(c)是它的灰度图;图 2(d)~(f)为三维重建后的图像,图中筛骨垂直板(鼻腔中部的薄骨骼)、眶侧壁(眼眶内侧壁)等薄骨均得到了较好的显示.

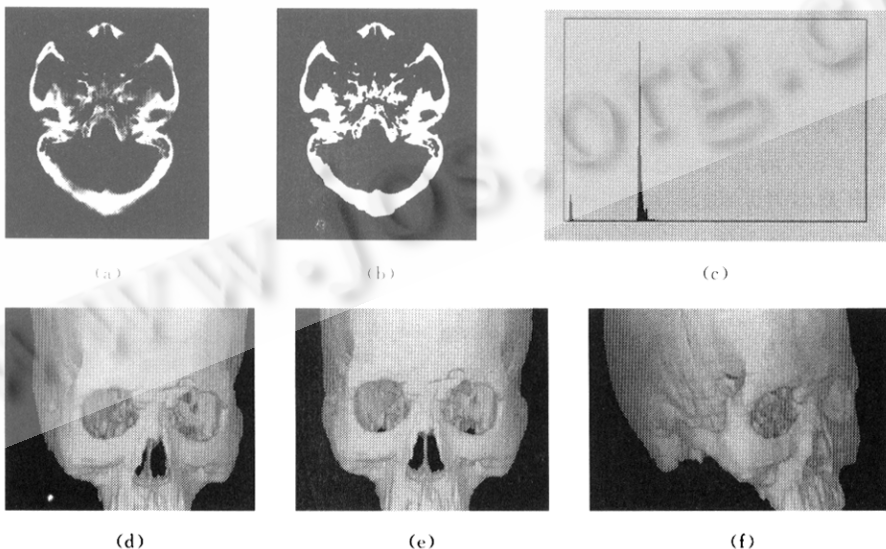


Fig. 2

图 2

2.3 骨关节接合处的骨分割——膝关节 CT 图像

关节接合处是两块或多块骨骼交界处,准确地进行分割是个难题.图 3(a)为人体膝盖的传统

CT 图像,共 70 张切片,每张切片的分辨率为 256×256 ,间距为 2mm. 图 3(b)是从图 3(a)中提取的骨骼的边缘特征的二值图像;图 3(c)是图 3(a)的灰度图;图 3(d)为三维重建后的体显示图像. 我们采用构造冗余信息图的方法来减少噪声干扰,指定聚类中心为 3 个,然后利用 FCM 法进行聚类分析;体显示中设置 1、2 两层(皮肤层和软组织层)的曝光度为 0,3 层(骨骼层)为 100. 该图清晰、准确地分割显示了膝关节中的股骨、髌骨及关节面,其解剖特征清晰、准确,具有很高的临床医疗和教学价值.

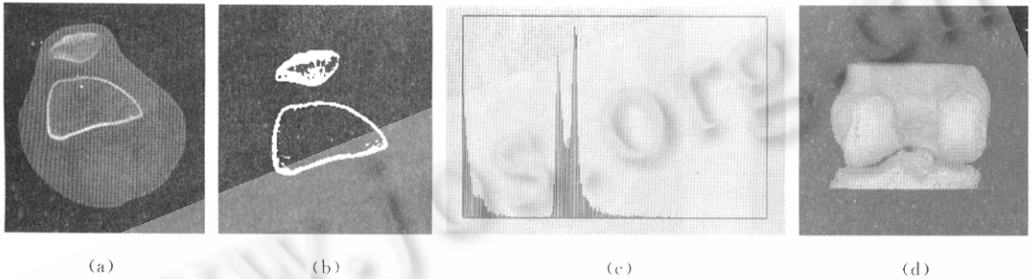


Fig. 3
图 3

2.4 电子束 CT 图像

图 4(a)是先天性颅颌面发育畸形患者的头颅电子束 CT 图像,共 114 张,分辨率为 512×512 ,层间距为 1.5mm;图 4(b)是骨骼的二值图像;图 4(c)和图 4(d)是重建的三维图像,指定聚类中心为 3 个,体显示中设置 1、2 两层为皮肤和软组织层,3 层为骨骼层. 图 4(c)是面部的显示图;图 4(d)是骨骼的显示图.

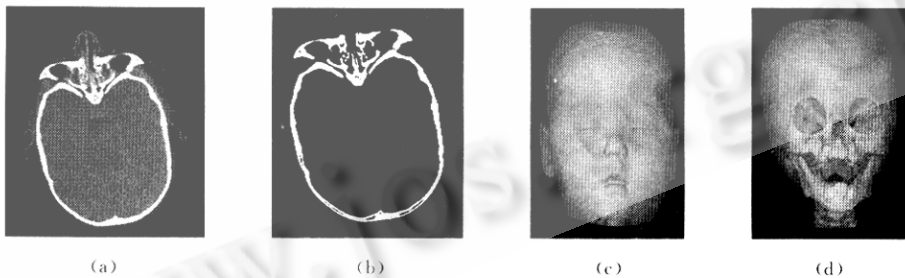


Fig. 4
图 4

2.5 脑肿瘤的分割

图 5(a)是脑肿瘤的冠状面 MR 图像,共 124 张,分辨率为 256×256 ,层间距为 1.7mm;右侧中上部为肿物. 图 5(b)是通过切片重组技术获得的横断面的切片;图 5(c)为灰度图;图 5(d)为肿物的二值图像;图 5(e)和图 5(f)为重建的肿物不同角度的图像.

3 讨论

我们的实验结果表明,应用模糊期望值构造冗余信息图像可以使模糊均值聚类算法的分割更准确. 它充分利用了高维灰度图像在分割准确性上的优势,在医学图像处理中取得了较好的效果. 其不足之处是高维图像带来了速度上的损失. 我们今后的工作是要提高该算法的速度,兼顾系统的

性能. 有些文献中已提到对多维特征空间采用修正的抽样法或分块平均值法来加快算法的速度. 此外, 实践表明, 现阶段加入人机交互也是获得高质量图像必不可少的手段. 我们用自己开发的医学图像系统成功地对医学图像进行了处理, 为基于微机的国产图像处理系统处理医学图像提供了可供参考的实例. 我们应用自行开发的三维医学图像处理与分析系统, 在医学图像细微结构的分割上取得了较好的效果, 使三维医学图像的重建能够更精确, 为临床医生提供了有力的诊断依据, 从而增强了医学图像分析系统的临床实用价值.

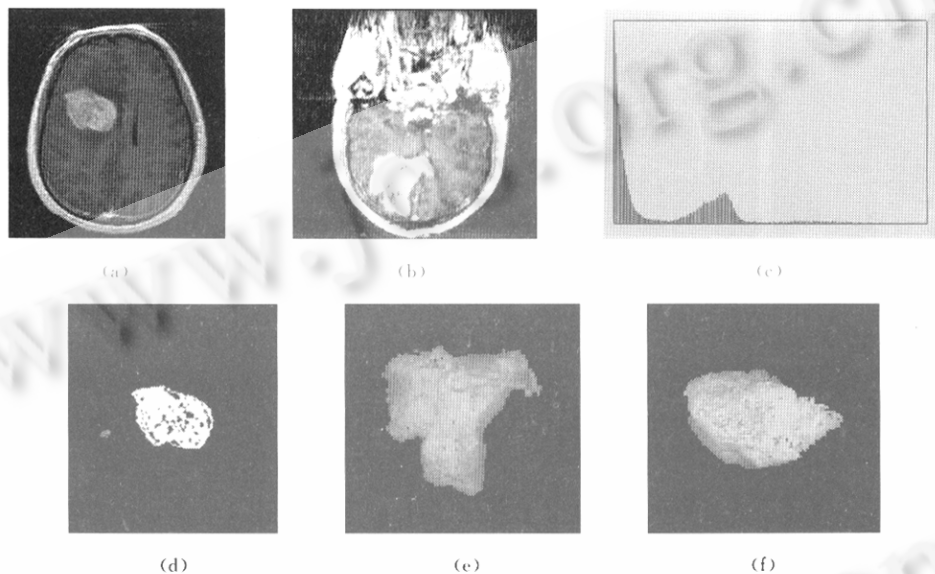


Fig. 5

图 5

References :

- [1] Goshtasby, A. Turner, D. A. Segmentation of cardiac cine MR images for extraction of right and left ventricular chambers. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1995, 14(1):56~64.
- [2] Thedens, D. R., Skorton D. J., Fleagle, S. R. Methods of graph searching for border detection in image sequence with application to cardiac magnetic resonance imaging. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1995, 14(1):42~55.
- [3] Udupa, J. K., Wei, L., Samarasekera, S., *et al.* Multiple sclerosis lesion quantification using fuzzy-connectedness principle. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1997, 16(5):598~609.
- [4] Wells, III, W. M., Grimson, W. E. L., Kikinis, R., *et al.* Adaptive segmentation of MRI data. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1996, 15(4):429~442.
- [5] Venkateswarlu, N. B., Raju, P. S. V. S. K. Fast isodata clustering algorithms. *Pattern Recognition*, 1992, 25(3):335~342.
- [6] Selim, S. Z., Alsultan, K. A simulated annealing algorithm for the clustering problem. *Pattern Recognition*, 1991, 24(10):1003~1008.
- [7] Kanel, M. S., Selim, S. Z. New algorithms for solving the fuzzy clustering problem. *Pattern Recognition*, 1994, 27(3):421~428.
- [8] Pal, N. R., Bezdek, J. C. On cluster validity for the fuzzy c-means model. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 1995, 3(3):370~379.

Application of the Fuzzy C-Means Clustering Algorithm on the Analysis of Medical Images *

TIAN Jie¹, HAN Bo-wen², WANG Yan², LUO Xi-ping¹

¹(AI Laboratory, Institute of Automation, The Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080, China);

²(Graduate School, University of Science and Technology of China, Beijing 100039, China)

E-mail: tian@doctor.com

http://www.3dmed.net

Abstract: In this paper, an improved method is proposed based on the Fuzzy C-means method to deal with medical images. This method includes three steps. The first step is the fuzzy pixels process in which a redundant image is built by FEV (fuzzy expectation value). The second step is the procession of FCM (fuzzy C-means clustering) with original images and their redundant images. The last step is the display of 3D model. This algorithm improves the accuracy of clustering as the redundant image increases the features of pixels. Several results of medical images are exhibited including CT, spiral CT and MRI, which are processed with the 3D MIPA system developed by the authors. Because better segmentation results have been obtained, the system can clearly represent the anatomy structure of bones and the bones in the joint based on recognition and 3D reconstruction.

Key words: fuzzy means clustering; image segmentation; medical image analysis and processing system

* Received July 25, 2000; accepted October 16, 2000