

## 基于图象内容的颅骨缺如自动分析研究

邵虹<sup>1,4)</sup> 张继武<sup>2,3)</sup> 崔文成<sup>4)</sup> 孙中原<sup>1)</sup> 赵宏<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(东北大学软件中心, 沈阳 110179) <sup>2)</sup>(中国科学院西安光学精密机械研究所, 西安 710068)

<sup>3)</sup>(东北大学计算机应用技术研究所, 沈阳 110006) <sup>4)</sup>(沈阳工业大学信息科学与工程学院, 沈阳 110023)

**摘要** 基于图象内容的自动分析是当今医学影像领域的研究热点, 分析颅骨CT图象是否缺如能为医生的诊断提供帮助, 为此, 提出了一套新的实用方法, 该方法首先采用基于k-均值聚类动态选取种子像素和生长准则的区域增长法精确地将颅骨从图象中自动分割出来, 然后利用边界跟踪法找出分割出的区域边界, 分析其形状, 以圆形度作为描述参数, 最后利用熵函数推导出计算机自动诊断颅骨缺如的规则. 实验证明, 该方法通过对图象内容的分析, 对于未参加训练的100例, 从第3脑室下部层面到大脑皮质上部层面, 颅脑图象缺如现象的诊断识别率达到了100%. 该研究为颅脑图象的自动诊断奠定了基础.

**关键词** 医学影像学(320·1140) 计算机辅助诊断 图象分割 k-均值聚类 信息熵

**中图法分类号:** TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 1006-8961(2003)02-0214-05

### Research of Automatic Analysis of the Want of Skull Based on Image Content

SHAO Hong<sup>1,4)</sup>, ZHANG Ji-Wu<sup>2,3)</sup>, CUI Wen cheng<sup>4)</sup>, SUN Zhong-Yuan<sup>1)</sup>, ZHAO Hong<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup>(Software Center, Northeastern University, Shenyang 110179)

<sup>2)</sup>(Xi'an Institute of Optics & Precision Mechanics, Sinic Academy of Science, Xi'an 710068)

<sup>3)</sup>(Computer Application Technology Institute, Northeastern University, Shenyang 110179)

<sup>4)</sup>(School of Information Science & Engineering, Shenyang University of Technology, Shenyang 110023)

**Abstract** Automatic analysis based on image content is a hotspot with bright future of medical image diagnosis technology research. Analysis of the want of skull can help doctor to diagnose. In this paper, a new method is proposed to automatic detect the want of skull based on CT image content. Region growing method, which seeds and growing rules are chosen by k-means clustering dynamically, is applied for image automatic segmentation. The segmented region boundary is found by boundary tracing. The shape of the boundary is analyzed, and the circularity is taken as description parameter. Then, the rules for computer automatic diagnosis of the want of skull are reasoned by entropy function. This method is used to analyze the images from the third ventricles below layer to cerebral cortex top layer. Experimental result shows that the recognition rate is 100% for the 100 images, those are chosen from medical image database randomly and are not included in the training examples. This method integrates gray and shape feature, and isn't affected by image size and position. This research achieves high recognition rate and sets a basis for automatic analysis of brain image.

**Keywords** Medical image, Computer image processing, Computer aided diagnosis, Image segmentation, k-means clustering, Information entropy

## 0 引言

随着计算机技术的发展, 医学影像设备, 如CT (Computer Tomograph)、MR (Magnetic

Resonance)等作为一种无创伤成像和诊断技术, 逐渐成为研究人体组织器官生理、病理和功能变化的主要工具. 随着医院需求的增长, 人们不再满足仅仅得到这些设备的清晰图象, 而且对医学图象的定量分析和自动诊断的需求也越来越高, 如对病变组织的精确定位

等。目前,医学图象的计算机自动分析在国内外都属前沿研究课题,目的是将其成为医生的一个辅助工具,协助医生诊断,帮助解决在诊断过程中遇到的问题,以减轻医生的工作量,降低误诊率,提高诊断速度。

在医学影像自动分析中,胸部、肺部和肝部的诊断技术较为成熟,并已逐步应用于实践中,颅脑诊断由于其难度大,目前还处于起步阶段,其中,哈佛大学医学院在脑肿瘤研究中取得了一定的成绩<sup>[1,2]</sup>,但他们所提出的方法只限于对几种典型肿瘤的识别,各种模型还有待于进一步研究,国内罗述谦等人对医学影像自动分析的一些基础技术,如对医学图象配准和分割等研究得较多<sup>[3,4]</sup>,并取得了相关成果,但在自动诊断上仍没见到有相关成果报导。

使用计算机自动分析疾病,很重要而又基础的一步是帮助医生将图象分类,以进行初步诊断并得出一些建议性意见。为了自动诊断颅骨是否缺如,提出了一套新的实用的有效方法,该方法通过对图象灰度和形状特征的分析,获得了较高的识别率,是医生分析颅骨图象的好助手。

## 1 基于 k-均值聚类的区域增长颅骨自动分割方法

缺如是指由于外伤或手术等原因造成的骨头不完整,所以预分析颅骨是否缺如,首先要将颅骨自动地从整幅图象中提取出来。区域增长的基本思想是将具有相似性质的像素集合起来构成区域。首先对需要分割的区域找一个或几个种子像素作为生长的起点,然后将种子像素周围邻域中与种子像素有相同或相似性质的像素(根据某种事先确定的生长或相似准则来判定)合并到种子像素所在的区域中;将这些像素当作新的种子像素继续进行上面的过程,直到再没有满足条件的像素可被包括进来,这样一个区域就长成了。采用区域生长法进行图象分割的主要步骤如下:

- (1) 选择一组能正确代表所需区域的种子像素;
- (2) 对图象进行逐行扫描,找出尚没有处理的种子像素;
- (3) 以该像素为中心检查它的邻域像素,即将邻域中的像素逐个与它比较,如果灰度差小于预先确定的阈值,则将它们合并。
- (4) 以新合并的像素为中心,返回到步骤 3,检查新像素的邻域,直到区域不能进一步扩张;

(5) 返回到步骤 2,继续扫描,直到不能发现没有归属的种子像素,则结束整个生长过程。

从以上步骤可以看出,利用该方法进行图象分割的关键是种子像素和阈值的选择,这些值是否合适,将直接影响分割的效果。通常情况下,它们都借助具体问题的特点进行选取。对于医学图象,因图象间具有很大的相似性,但又不完全相同,所以提出了采用 k-均值聚类方法动态选取种子点和阈值的方法。

聚类(clustering)就是将数据对象分组成为多个类或簇(cluster),在同一个簇中,对象之间具有较高的相似度,而不同簇中的对象差别较大。k-均值算法,以 k 为参数,把 n 个对象分为 k 个簇,相似度根据一个簇中对象的平均值(被看作簇的重心)来进行计算。首先,随机地选择 k 个对象,每个对象初始地代表了一个簇的平均值和中心。对剩余的每个对象,根据其于各个簇中心的距离,将它赋给最近的簇,然后重新计算每个簇的平均值。这个过程不断重复,直到准则函数收敛,通常,采用平方误差准则,其定义如下

$$E = \sum_{i=1}^k \sum_{P \in C_i} |P - m_i|^2$$

这里, E 是所有对象平方误差的总和, P 是空间中的点,表示给定的数据对象,  $m_i$  是簇  $C_i$  的平均值。这个准则试图使生成的结果簇尽可能地紧凑和独立。k 均值过程如下:

任意选择 k 个对象作为初始的簇中心;

repeat

根据簇中对象的平均值,将每个对象(重新)赋给最类似的簇;

更新簇的平均值,即计算每个簇中对象的平均值;

until 不再发生变化

取  $k=3$ ,即将整幅图象 CT 值划分为 3 类:背景、颅骨、软组织,利用上述方法求得各类聚类中心和每个像素所属的类以及类中心的欧几里德距离。在这 3 类中,CT 值偏小的是背景类,CT 值偏大的是骨头类,软组织居中。骨头类聚类中心记作:  $C_{skull}$ ,该类像素集记作:  $S = \{S_i, i=1, 2, \dots, N, N$  为该类像素总个数,  $S_i$  为 CT 值。从这类数据集中可以求得种子点和阈值,首先按下式计算各像素与聚类中心的距离。

$$D_i = \sqrt{(S_i - C_{skull})^2} \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (1)$$

然后求出与聚类中心距离最小的 k 个值  $D_{min}^j, j=1, 2, \dots, k$ ,将此时的  $i$  记录下来,设  $P_j = i(j=1, 2, \dots,$

k). 为了防止噪声干扰, 取离聚类中心最近的  $k$  个点作为种子点

$$S_j = S_{P_j} \quad j = 1, 2, \dots, k \quad (2)$$

与聚类中心最远的  $k$  个距离  $D_{\max}^{(j)}, j = 1, 2, \dots, k$  的平均值作为阈值  $T$

$$T = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k D_{\max}^{(j)} \quad (3)$$

采用上述方法动态求种子点和阈值, 进行图象分割, 准确性高. 使每幅图象的分割都达到了最优化. 由于医学图象的最终目的是用于诊断分析, 图象的微小变化可能就是病变, 所以必须保证图象分割的精确性.

图象分割后, 还需提取颅骨边界. 具体方法是: 从分割后图象的梯度图中选出梯度最大的点作为边界跟踪的第 1 个起点, 然后在第 1 个起点的 8 邻域中, 选梯度最大的点作为第 2 个边界点. 以已经确定的两个边界点分别作为当前边界点  $B_c$  和前一个边界点  $B_p$ , 每次在以当前边界点  $B_c$  为中心的  $3 \times 3$  邻域中选取下一个边界点. 根据点  $B_c$  和点  $B_p$  位置的不同, 可以得到 8 种组合. 为保证边界的光滑性, 每次只在标有阴影的 3 个候选像素中, 根据梯度值的大小选取下一个边界点, 这样得到的边界为 8-连通, 且没有大于  $45^\circ$  的转折. 接下来, 以刚才的当前边界点  $B_c$  作为新的前一个边界点  $B_p$ , 而以刚确定的新边界点  $B_c$  作为新的当前边界点继续搜索, 直到回到起点形成封闭轮廓.

## 2 颅骨形状特征参数及基于熵函数的颅骨缺如诊断规则提取

有一组形状特征被称为圆形度指标, 它们在对圆形形状计算时取最小值, 反映了被测量边界的复杂程度. 从第 3 脑室下部层面到大脑皮质上部层面, 正常的颅骨边界是一个类圆形, 圆形度应接近于圆的圆形度, 即  $4\pi$ , 而缺如图象骨头不完整, 边界不再是类圆形, 而是一个缺口的环形, 形状发生了很大的变化, 边界变得复杂, 圆形度指标会偏大, 所以可根据圆形度来分析颅骨是否缺如.

最常用的圆形度指标是  $II = L^2/A$ , 也就是周长的平方与面积的比. 这个特征对圆形形状取最小值  $II = (2\pi r)^2/\pi r^2 = 4\pi$ , 越复杂的形状取值越大. 计算圆形度, 可转化为求面积和周长. 利用 Green 定理可以构造简单的计算面积的方法, 如图 1 所示, 取物体

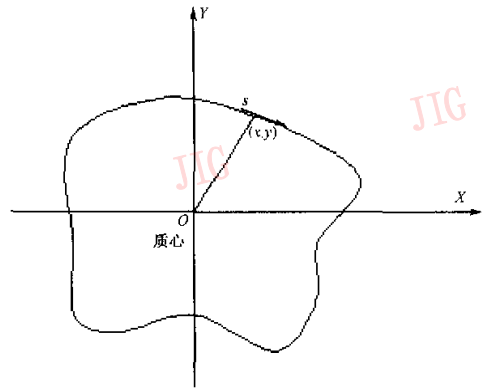


图 1 闭合曲线

的质心为坐标中心,  $x, y$  平面中, 一个闭合曲线包围的面积由其轮廓积分给定

$$A = \frac{1}{2} \oint (x dy - y dx) \quad (4)$$

其中的积分沿着该闭合曲线进行, 将其离散化, 式(4)变为

$$\begin{aligned} A &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_b} [x_i(y_{i+1} - y_i) - y_i(x_{i+1} - x_i)] \\ &= \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_b} (x_i y_{i+1} - y_i x_{i+1}) \end{aligned}$$

其中,  $N_b$  为边界点数目.

周长可简单地通过计算物体边界上相邻像素的中心距的累加和得到, 也可从边界链码中计算得到.

由于考虑的问题是圆形度和图象是否缺如的关系, 所以把“图象是否缺如”这个属性作为考查对象, 也就是主属性(独立变量), 然后考虑圆形度(依赖变量)和主属性之间的关系. 问题的关键是找到圆形度阈值, 这个阈值是判断颅骨是否缺如的边界值. 最佳分类器由后验概率确定, 所以可由特征的后验概率分布来衡量它对分类的有效性. 后验概率分布愈集中, 错误概率就愈小, 后验概率分布愈平缓(接近均匀分布)则分类错误概率就愈大. 为了衡量后验概率分布的集中程度, 可以借助信息论中关于熵的概念, 通过它确定阈值, 制定诊断颅骨是否缺如的分类器.

参加训练的颅骨图象的圆形度  $H$  具有  $v$  个不同值  $\{h_1, h_2, \dots, h_v\}$ , 预将这些值分为 2 类: 颅骨缺如和不缺如, 即两个子集  $H \geq T_h$  和  $H < T_h$ ,  $T_h$  为阈值, 使熵函数最小的值应作为最佳阈值. 对于整个样本集合  $F_s$ , 熵函数为  $Ent(F_s) = \frac{F_{s_1}}{F_s} Ent(F_{s_1}) +$

$\frac{F_{s_2}}{F_s} Ent(F_{s_2})$ , 其中  $F_{s_1}$  和  $F_{s_2}$  分别对应于  $F_s$  中满足条件  $H \geq T_h$  和  $H < T_h$  的样本. 对于给定的集合, 它的熵函数  $Ent$  根据集合中样本的类分布来计算. 例如,  $F_{s_1}$  的熵是  $Ent(F_{s_1}) = - \sum_{i=1}^m p_i \log_2(p_i)$ , 其中,  $p_i$  是类  $i$  在  $F_{s_1}$  中的概率, 等于  $F_{s_1}$  中类  $i$  的样本数除以  $F_{s_1}$  中的样本总数.  $Ent(F_{s_2})$  的值可以类似地计算.

确定阈值  $T$  后, 可推导出诊断颅骨是否缺如的规则:

IF  $H \geq T_h$  THEN 该颅骨缺如  
 IF  $H < T_h$  THEN 该颅骨不缺如

### 3 实验结果与讨论

利用 k-均值算法动态选取种子点和阈值的区域增长法在颅骨自动分割中取得了较好的效果(图 2), 图象分割是识别的前提, 分割是否正确将直接影响识别效果, 对医学图象分割精确性的要求要比一

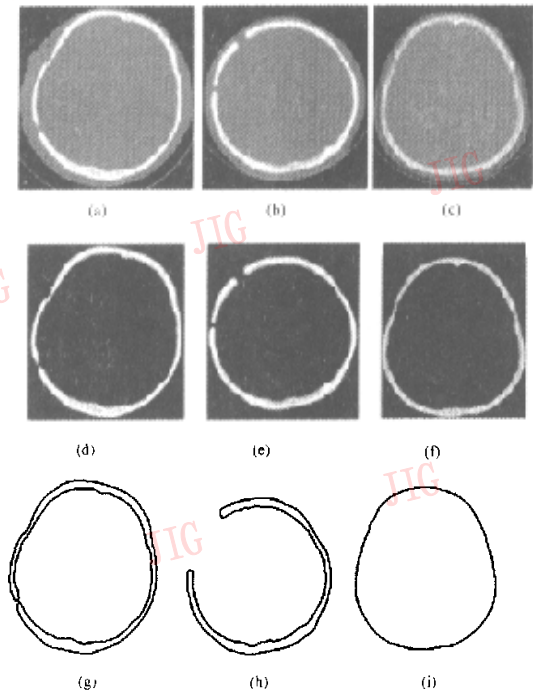


图 2 颅骨分割和边界提取

(a)、(b)、(c)为颅脑图象,(d)、(e)、(f)为分割后颅骨图象,(g)、(h)、(i)为边界提取后图象,(a)、(b)为颅骨缺如图象,(c)为颅骨不缺如图象

般图象分割更严格, 动态确定种子点和阈值提高了准确度, 为诊断奠定了良好的基础.

预想自动诊断首先要推导出判断颅骨缺如的规则, 称为训练过程, 然后再根据这些规则进行识别, 称为诊断或识别过程, 如图 3 所示.

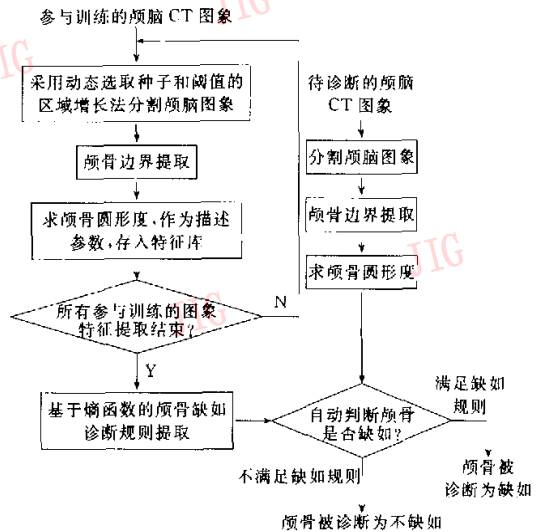


图 3 基于图象内容的颅骨缺如自动分析过程

通过对颅骨 CT 图象内容的分析, 提取出了人们事先不知道的用于自动分析颅骨图象缺如的规则, 为了验证该方法, 从医学影像数据库中随机选取 100 幅从第 3 脑室下部层面到大脑皮质上部层面的颅脑 CT 图象作为训练集, 未用于训练的 100 幅图象作为测试集, 实验结果见表 1.

表 1 医生和计算机自动分析结果

	缺如颅骨图象数量	不缺如颅骨图象数量
医生分析	13	87
计算机自动分析	13	87

从以上结果可以看出, 对于第 3 脑室下部层面到大脑皮质上部层面的颅骨图象缺如现象的诊断正确率为 100%. 所提出的基于内容的颅骨缺如自动分析方法综合了图象的灰度和形状特征, 达到了较好的识别效果, 并且与图象的大小、位置、旋转等无关. 基于 k-均值聚类方法动态选取种子点和阈值的区域增长分割方法及基于熵函数的阈值确定和分类器的建立不但适合颅骨 CT 图象, 也可应用于其他类型图象.

参考文献

- 1 Kaus Michael R, Warfield Simon K, Nabavi Arya *et al.* Automated segmentation of MRI of brain tumors[J]. Radiology, 2001,218(2):586~591.
- 2 Warfield Simon K, Kaus Michael, Jolesz Ferenc A *et al.* Adaptive template moderated spatially varying statistical classification[J]. Medical Image Analysis, 2000,4(1):43~55.
- 3 罗述谦,李响. 基于最大互信息的多模医学图象配准[J]. 中国图象图形学报, 2000,5A(7):551~558.
- 4 罗述谦,赵媛媛,阎华等. 用活动轮廓法对大脑皮质形态的研究[J]. 首都医科大学学报, 2001,22(3):13~16.
- 5 Han Jiawei, Kamber Micheline. Data mining concepts and techniques [M]. 北京:高等教育出版社, 2001:134~135,285~289.



崔文成 1973年生,助理研究员,硕士研究生. 主要研究领域为网络、数据挖掘、多媒体技术.



孙中原 1973年生,硕士研究生. 主要研究领域为医学图象处理.



赵宏 1954年生,教授,博士生导师. 主要研究领域为分布式多媒体信息系统及多媒体网络技术.



邵虹 1974年生,讲师,博士研究生. 主要研究领域为医学图象处理、检索、数据挖掘和模式识别.



张继武 1967年生,博士,IEEE高级会员,教授,博士生导师. 现主要的研究领域为计算机应用技术、医学多媒体信息处理与通信技术、医学影像自动诊断技术.

迁址通知

中国图象图形学学会已由北京市海淀区花园路6号迁至北京市海淀区中关村东路95号中国科学院自动化研究所东楼308号.

通信地址:北京2728信箱 邮编:100080  
电话:010-82614482,82614429 传真:010-82614486