

结合纹理信息的图像分割方法及其应用*

刘宁宁 胡志刚 田捷 诸葛婴 戴汝为

(中国科学院自动化研究所 北京 100080)

摘要 文章提出了一种结合纹理信息的图像分割方法,设计并实现了一种基于子区域的区域增长算法,该方法较有效地利用了欲分割对象区域的灰度以及纹理信息.该方法应用于医学图像的分割问题,得到了较好的效果.实验表明,该方法针对一类图像能够获得较好的结果.

关键词 图像分割,纹理信息,区域增长,医学图像.

中图法分类号 TP391

图像分割是图像处理与分析中的一个经典问题,研究者针对各种问题提出了许多方法.文献[1]对图像分割的算法进行了较好的概述.但是,图像分割问题至今没有得到圆满的解决,仍然不存在一个普遍适用的理论和方法.这正是由于图像分割问题的面向问题的特殊性所造成的,从而也使得研究者必须针对不同的图像分割问题来研究相应的方法.我们针对医学图像的特点对此问题进行了较详细的研究,并且从集成多种信息的观点出发,提出了结合灰度和纹理信息的区域增长方法.该方法分为3个步骤.首先,操作者指定分割对象,在分割对象中提取下一步骤所需的分割阈值.在这一步骤中借鉴了人机交互的思想^[2].这一点在医学图像的分割问题中具有明显的重要性,因为我们必须首先保证分割的对象是我们所期望的.第2步是基于子区域的区域增长算法,该算法不同于常规方法,它利用了区域的纹理以及灰度信息.最后是后处理,针对边缘像素点进行必要的处理.实验证明,这种方法针对一类图像能够达到较好的结果.

1 方法描述

我们知道CT, MRI等影像设备的成像数据反映了人体内部脏器以及病变区域的特征,不同的组织器官在

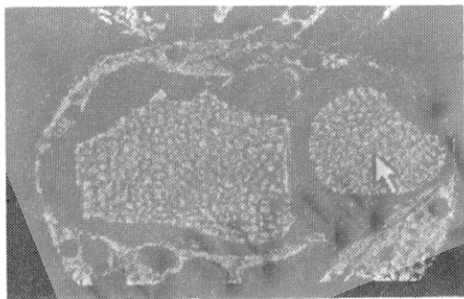


图1

图像中具有各自明显的纹理和灰度特征,如图1所示的人的腰部的MRI图像.鼠标指向的区域具有丰富的纹理信息.如果我们在分割过程中能够有效地利用这些纹理信息,也许可以得到较好的结果.我们发现,对同一分割区域而言,其中不同空间位置的子区域所包含的灰度和纹理信息基本相同(参见图2中的几个子区域),从而使得这些区域之间的灰度信息以及纹理信息的变化比较一致.认识到这一点,我们提出了结合灰度和纹理信息的区域增长方法.在区域内部,纹理和灰度信息都能较好地反映分割区域的灰度分布信息和像素相关性;而在靠近分割区域的边缘,则充分利用了灰度信息.

区域增长方法中的起始点的选择问题对增长结果有很大的影响.我们根据医学图像分割问题特殊的面向领

* 本文研究得到国家自然科学基金资助.作者刘宁宁,1970年生,博士,主要研究领域为图像处理,模式识别.胡志刚,1972年生,硕士,主要研究领域为图像处理,模式识别.田捷,1960年生,博士,研究员,主要研究领域为多媒体技术,图像处理.诸葛婴,1971年生,博士生,主要研究领域为模式识别,医学图像处理.戴汝为,1932年生,研究员,博士生导师,中国科学院院士,主要研究领域为模式识别,人工智能,系统科学,思维科学.

本文通讯联系人:田捷,北京100080,中国科学院自动化研究所

本文1997-12-26收到原稿,1998-04-08收到修改稿

域的特点,在分割的初始阶段引入人的作用,由人直接确定所欲分割的区域,这样可以保证分割对象的正确性,使得分割结果也更加可靠.

为了下文叙述的需要,我们给出两个定义,然后根据定义给出描述同一区域中不同子区域的纹理和灰度信息变化的方法,并且利用欧氏距离刻画不同子区域的信息变化.

为了刻画区域中的灰度分布信息,我们定义了灰度分布矢量: G_{inf} .

定义 1. 灰度分布矢量 G_{inf} . $G_{inf} = [p(0), p(1), p(2), p(3), \dots, p(L-1)]^T$, 其中 L 为指定区域中的最大灰度值, $p(i) = \frac{N(i)}{M}$, $N(i)$ 表示该区域中灰度级为 i 的像素点数, M 为指定区域中的所有像素点数.

对于同一区域的不同子区域来讲,其灰度分布信息的变化比较平稳,即灰度矢量之间的距离变化比较平稳. 在本文中,我们采用欧氏距离来计算灰度分布矢量的距离,即

$$\Delta G_{inf} = \| G_{inf/1} - G_{inf/2} \| = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (p_1(i) - p_2(i))^2},$$

其中 inf/k 表示第 k 个子区域.

如图 1 所示,在图中鼠标所指的区域内,其中的各个子区域所包含的灰度信息应该基本相近,即不同子区域的灰度信息变化应该平稳.

我们在图 1 箭头所指的区域中比较了 50 个 3×3 的子区域的灰度分布信息,即从中得到灰度矢量 $G_{inf/k}, k = 1, 2, \dots, 50$; 然后得到这 50 个子区域的平均灰度矢量 $\bar{G}_{inf} = \frac{1}{50} \sum_{k=1}^{50} G_{inf/k}$, 计算 50 个子区域的灰度矢量 $G_{inf/k}$ 与 \bar{G}_{inf} 的距离,得到了如图 3 所示的结果,其中平均变化幅度为 0.439 79, 最大变化幅度为 0.450 005; 最小变化幅度为 0.424 27. 从图 3 中可以看出,预分割区域中的各个子区域的灰度信息变化比较平稳.

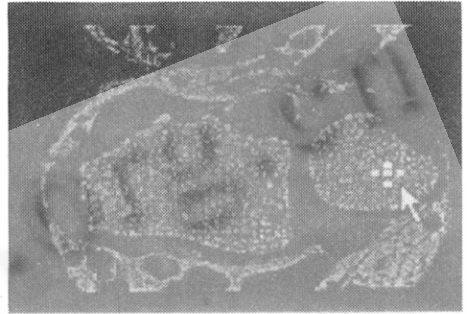


图 2

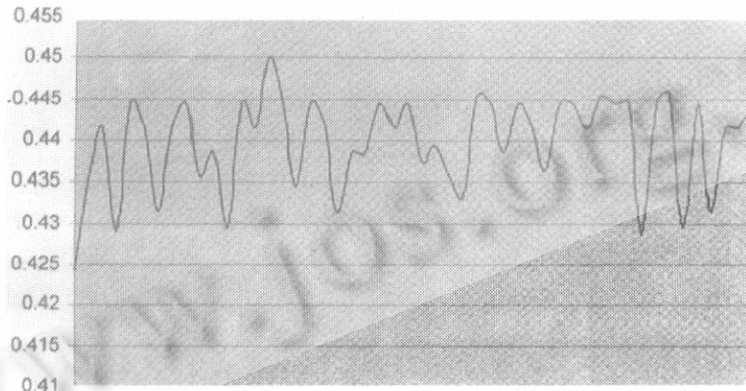


图 3 灰度信息变化

为了刻画区域的纹理信息,我们给出特定区域的纹理信息度量矩阵 T_{inf} . 在图像处理中常采用纹理共生灰度矩阵来刻画区域的纹理信息^[3,4],但是共生矩阵是与方向相关的,单一地采用某个方向的共生矩阵不能很好地描述区域的纹理状态. 在本文中,我们定义了所谓综合方向的纹理信息度量矩阵. 实验结果表明,该定义较好地结合了在区域各个方向上的纹理信息.

定义 2. 综合纹理度量矩阵 $T_{inf}, T_{inf} = T(i, j, d) = \sum_{k=0}^3 p(i, j, d, k \cdot 45^\circ)$, 其中

$$p(i, j, d, k \cdot 45^\circ) = \frac{N(i, j, d, k \cdot 45^\circ)}{\#R \times \#R}.$$

式中: $N(i, j, d, 0^\circ) = \# \{ (x, y), (s, t) \in R \times R, |x-s| = d \ \& \ y-t = 0, f(x, y) = i, f(s, t) = j \}$,

将 \bar{G}_{inf} 与 \bar{T}_{inf} 作为参考值,计算所有选定子区域的灰度矢量和纹理矩阵与 \bar{G}_{inf} 与 \bar{T}_{inf} 的距离:

$$\Delta G_{inf/k} = \| G_{inf/k} - \bar{G}_{inf} \|, \quad \Delta T_{inf/k} = \| T_{inf/k} - \bar{T}_{inf} \|, \quad k=1,2,\dots,N.$$

计算灰度和纹理的平均变化幅度:

$$\Delta \bar{G}_{inf} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \Delta G_{inf/k}, \quad \Delta \bar{T}_{inf} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \Delta T_{inf/k},$$

其中 N 为选定的子区域个数.

至此可以得到 $\Delta \bar{G}_{inf}$ 和 $\Delta \bar{T}_{inf}$, 将初始增长阈值设定为 $G_{th} = \Delta \bar{G}_{inf}$ 以及 $T_{th} = \Delta \bar{T}_{inf}$. 在我们的实验中,我们以如图 2 所示的方式选定了 50 个子区域,计算得到的灰度变化阈值为 $G_{th} = 0.4515$,纹理信息变化阈值为 $T_{th} = 2.096744$. 阈值在增长过程中可以由操作者来确定是否需要进一步更新,所以,在分割过程中,操作者根据区域的增长情况,可以适时地提示更新阈值以达到较好的分割效果.

2.2 区域增长算法

我们设计实现了基于子区域的区域增长方法.方法如下:首先由用户在预分割区域中指定一个起始区域 R_0 , 然后以 R_0 为中心得到其上、下、左、右 4 个方向的子候选区域,如图 5 所示.分别得到 4 个候选区域的灰度矢量和纹理度量矩阵,然后计算各个候选子区域与起始区域的灰度信息差和纹理信息差,当二者均小于或等于阈值 G_{th} 和 T_{th} 时,则将候选区域标记为分割区域,同时产生该子区域如图所示 4 个方向的候选子区域.重复判断过程,直到不再存在候选区域为止.算法如下:

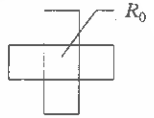


图5

Step 1: 用户在预分割区域中指定起始子区域 R_0 , 得到 R_0 的灰度矢量 G_{inf/R_0} 和纹理度量矩阵 T_{inf/R_0} ;

Step 2: 建立初始区域 R_0 的 4 个相邻子区域(如图 5 所示),并用该 4 个子区域初始化候选子区域集合 $C = \{\text{候选子区域}\}$;

Step 3: 如果候选子区域 C 不为空,则从 C 中任选一个候选子区域 R , 计算 R 的灰度矢量 $G_{inf/R}$ 以及纹理度量矩阵 $T_{inf/R}$;

Step 4: 计算候选子区域和起始区域的灰度矢量距离和纹理度量矩阵的距离如下:

$$\Delta G_{inf} = \| G_{inf/R_0} - G_{inf/R} \| = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} (p_{R_0}(i) - p_R(i))^2},$$
$$\Delta T_{inf} = \| T_{inf/R_0} - T_{inf/R} \| = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} [T_{R_0}(i,j,d) - T_R(i,j,d)]^2};$$

Step 5: 如果 $\Delta G_{inf} \leq G_{th}$, 并且 $\Delta T_{inf} \leq T_{th}$, 则候选子区域为分割区域的一部分;然后构造该区域的 4 个相邻子区域,并且将新的候选子区域并入候选集合 C (集合中已存在的候选子区域不再并入),返回 Step 3;

Step 6: 如果 $\Delta G_{inf} > G_{th}$, 并且 $\Delta T_{inf} > T_{th}$, 则删除该候选子区域,返回 Step 3;

Step 7: 如果 ΔG_{inf} 并且 ΔT_{inf} 存在一个不满足上述准则, 则将该候选子区域并入后处理集合 P , 返回 Step 3.

2.3 后处理

针对增长过程中得到的后处理集合 P , 其中的子区域可能符合如下情况,即其中的子区域中包含了不属于分割区域的像素点,因此,必须对这些区域进行特殊处理.在这些子区域中,我们采用了简单的边缘像素的检测方法,利用区域的边缘处灰度的不连续性的特点,对该区域进行微分处理,以期达到边缘检测的目的,将边缘内部的点标记为分割区域的像素点.在我们的实现中仅考虑了简单的一阶差分梯度算子:

$$|\nabla f(i,j)| \cong [(\Delta_x f(i,j))^2 + (\Delta_y f(i,j))^2]^{\frac{1}{2}} = [(f(i,j) - f(i,j+1))^2 + (f(i,j) - f(i+1,j))^2]^{\frac{1}{2}}.$$

对于得到的梯度较大的像素点,则标记为边缘点.

3 实验结果

我们在实验中选用 MRI 的图像数据,按上述方法进行了实验.实验平台为 Pentium166,64M 内存,实现中定义了区域类 CRegion,类的功能包括了入栈、出栈操作以实现区域增长的需要.实验结果如图 6 所示.

$$\begin{aligned}
N(i, j, d, 90^\circ) &= \# \{ (x, y), (s, t) \in R \times R, x-s=0 \ \& \ |y-t|=d, f(x, y)=i, f(s, t)=j \}, \\
N(i, j, d, 45^\circ) &= \# \{ (x, y), (s, t) \in R \times R, x-s=d \ \& \ y-t=d \ \text{or} \ x-s=-d \ \& \ y-t=-d, \\
&\quad f(x, y)=i, f(s, t)=j \}, \\
N(i, j, d, 135^\circ) &= \# \{ (x, y), (s, t) \in R \times R, x-s=d \ \& \ y-t=-d \ \text{or} \ x-s=-d \ \& \ y-t=d, \\
&\quad f(x, y)=i, f(s, t)=j \}.
\end{aligned}$$

从定义中我们可以看到,综合纹理度量矩阵包含了较丰富的纹理信息.为了定量地刻画不同区域的纹理信息的变化关系,我们定义纹理度量矩阵的距离如下:

$$\Delta T_{\text{inf}} = \| T_{\text{inf}/1} - T_{\text{inf}/2} \| = \sqrt{\sum_{i=0}^{L-1} \sum_{j=0}^{L-1} [T_1(i, j, d) - T_2(i, j, d)]^2}.$$

根据前面所述,同一区域中的不同子区域的纹理信息变化也应该比较平稳.在实验中,我们按上述方法同时计算,得出 50 个子区域的纹理度量矩阵,然后计算得出平均纹理矩阵 $\bar{T}_{\text{inf}} = \frac{1}{50} \sum_{k=1}^{50} T_{\text{inf}/k}$,以 \bar{T}_{inf} 为参考纹理矩阵,计算所有 50 个子区域的纹理度量矩阵 $T_{\text{inf}/k}$ 与 \bar{T}_{inf} 之间的距离,得到纹理变化信息,其中平均变化幅度为 1.985 75,最大变化幅度为 1.995 847,最小变化幅度为 1.912 827,如图 4 所示.从图 4 中可以看出,纹理信息的变化也是比较平稳的.

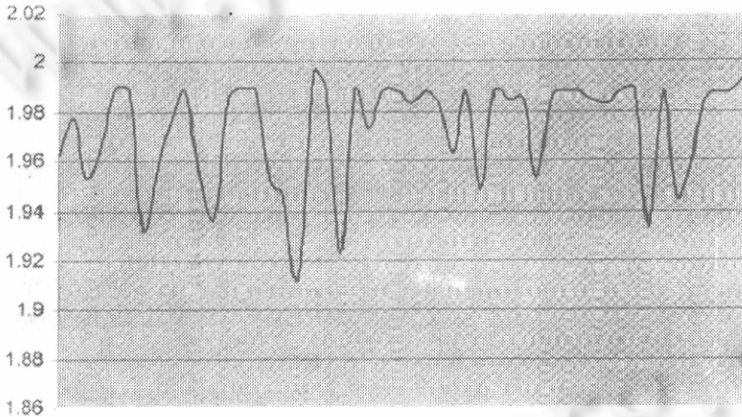


图 4 纹理信息变化

有了上述定义,我们将给出结合纹理信息的子区域增长方法.

2 基于子区域的区域增长算法

从上述内容中我们可以得出结论:同一区域中的不同子区域的灰度信息和纹理信息的变化比较平缓.为了在分割过程中同时利用灰度和纹理信息,我们设计实现了基于子区域的区域增长算法.算法的基本思想是,若任意两个子区域的灰度及纹理信息的变化不超出特定的阈值,则这两个子区域同属于欲分割区域,即设欲分割区域为 R ,对于 $\forall R_k, R_l$,如果这两个子区域满足条件: $\Delta G_{\text{inf}} = \| G_{\text{inf}/R_k} - G_{\text{inf}/R_l} \| \leq G_{th}$,且 $\Delta T_{\text{inf}} = \| T_{\text{inf}/R_k} - T_{\text{inf}/R_l} \| \leq T_{th}$,则有 $R_k \subset R$ 且 $R_l \subset R$,其中 G_{th}, T_{th} 分别为灰度信息变化阈值和纹理信息变化阈值.在本文的方法中,两个阈值均由算法自动设定.算法分为以下 3 个步骤.

2.1 阈值确定

首先由操作者指定欲分割的区域,在该区域中选定若干个 3×3 的子区域,得到这些子区域的灰度矢量 $G_{\text{inf}/k}$ 和纹理矩阵 $T_{\text{inf}/k}$,然后计算这些子区域的灰度矢量平均值 \bar{G}_{inf} 与纹理矩阵平均值 \bar{T}_{inf} :

$$\bar{G}_{\text{inf}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N G_{\text{inf}/k}, \quad \bar{T}_{\text{inf}} = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N T_{\text{inf}/k},$$

其中 N 为选定的子区域个数.

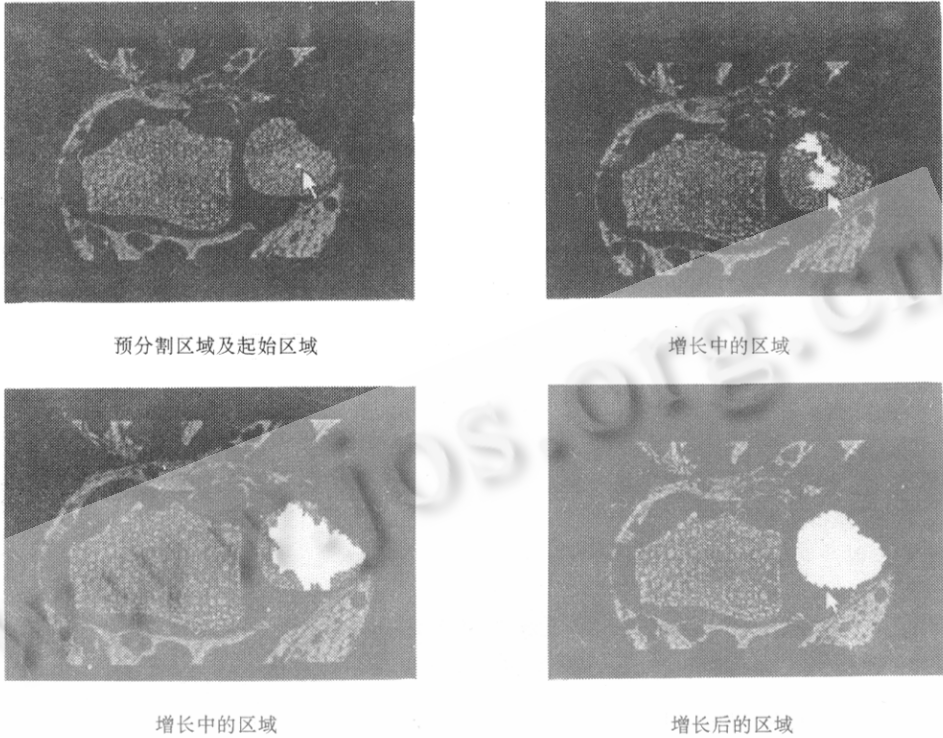


图 6 实验结果

4 结 论

本文提出了一种基于子区域的增长方法,该方法利用了多种信息.实验表明,这种方法对于特殊问题有一定的效果.从实验中得出,多种信息的结合可以为某些问题的解决提供新的方法,但是,信息的结合方式和程度则需要更深入的研究.

参考文献

- 1 Pal N R, Pal S K. A review on image segmentation techniques. *Pattern Recognition*, 1994, 26(9): 1277~1294
- 2 戴汝为,王珏,田捷. 智能系统的综合集成. 杭州:浙江科技出版社,1994
(Dai Ru-wei, Wang Jue, Tian Jie. *Metasynthesis of Intelligent System*. Hangzhou: Zhejiang Science and Technology Publishing House, 1994)
- 3 田捷. 实用图象处理技术. 北京:电子工业出版社,1995
(Tian Jie. *Practical Image Processing and Analyzing Techniques*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 1995)
- 4 崔屹. 数字图象处理技术与应用. 北京:电子工业出版社,1997
(Cui Yi. *Practical Image Processing and Analyzing Techniques*. Beijing: Publishing House of Electronics Industry, 1995)

Texture Information Integrated Segmentation Method and Its Application

LIU Ning-ning HU Zhi-gang TIAN Jie ZHU-GE Ying DAI Ru-wei

(Institute of Automation The Chinese Academy of Sciences Beijing 100080)

Abstract In this paper, a segmentation method is proposed, with which texture information is integrated. Based on this method, the authors design a subregion-based region growing algorithm and apply this method to medical image segmentation. This method is made use of gray and texture information, and the experiment results show that this method can produce good segmentation result when applied to certain images.

Key words Image segmentation, texture information, region growing, medical image.