

一种基于规则的脑组织磁共振图像分割新方法^{*}

孔俊¹ 张竞丹¹ 吕英华^{1,2} 王建中¹ 周颜军¹ 杨志强¹

(东北师范大学计算机学院 长春 130024)¹ (吉林大学计算机学院 长春 130012)²

摘要 本文将小波算法、分水岭算法及基于区域的模糊C均值算法相结合,提出了一种基于规则的二次分割方法实现对脑组织磁共振图像的分割。首先,采用一种基于小波的滤波器去除图像中的噪声;然后采用分水岭算法实现对图像的初始分割。为克服分水岭算法的过度分割问题,本文提出了基于区域的模糊C均值(RFCM)聚类算法实现对过度分割区域的合并。尽管分水岭算法存在过度分割现象,仍有一些区域分割得并不完全,尤其是在脑脊液与灰质,或灰质与白质的过渡区域。为此,本文提出一种局部区域连续性与全局信息相结合的基于规则的多阈值分割方法,对分水岭算法初始分割不完全的区域再次分割。通过对大量模拟数据和真实数据分割的实验证明了此方法的准确性和可靠性。

关键词 小波去噪,基于规则的分割方法,分水岭算法,模糊C均值聚类算法

A Novel Approach for Segmentation of MRI Brain Images

KONG Jun¹ ZHANG Jing-Dan¹ LU Ying-Hua^{1,2} WANG Jian-Zhong¹ ZHOU Yan-Jun¹ YANG Zhi-Qiang¹

(Computer School, Northeast Normal University, Changchun 130024)¹

(Computer School, Jilin University, Changchun 130012)²

Abstract A novel method for segmentation of brain tissues in MRI (Magnetic Resonance Imaging) images is proposed in this paper. Firstly, we de-noise the images using a versatile wavelet-based filter. Subsequently, watershed algorithm is applied to brain tissues as an initial segmenting method. Normally, result of classical watershed algorithm on gray-scale textured images such as tissue images is over-segmentation. The following procedure is a merging process for the over-segmentation regions using fuzzy clustering algorithm (Fuzzy C-Means). But there are still some regions which are not divided completely, particularly in the transitional regions of gray matter and white matter, or cerebrospinal fluid and gray matter. We proposed a rule-based re-segmentation processing approach to partition these regions based on the combination of local region continuity and global information. This integrated approach yields a robust and precise segmentation. The efficacy of the proposed algorithm is validated using extensive experiments.

Keywords Wave-based de-noising, A rule-based re-segmentation approach, Watershed algorithm, FCM clustering

1 引言

近几年,随着信息时代特别是数字时代的来临,医学影像已经成为医学技术中发展最快的领域之一,这使得临床医生对人体内部病变部位的观察更直接、更清晰,确诊率也更高。计算机断层成像(CT; Computed Tomography)、磁共振成像(MRI; Magnetic Resonance Imaging)、超声(US; Ultrasonography)等新的医学成像技术已经广泛应用在医疗诊断、术前计划、治疗、术后监测等各个环节中,全面而精确地获得病人的各种定量定性数据,可为诊断、治疗计划、手术和术后评估提供正确的数字化的信息。

医学临床实践和研究经常需要对人体某种组织和器官的形状、边界、截面面积以及体积进行测量,从而得出该组织病理、或功能方面的重要信息。精确的测量对疾病的诊断和治疗有重要的临床意义。对人体各种组织的正确分类不仅可以为临床组织病变提供计算机辅助诊断依据,而且也是图像三

维重建和医学图像可视化的基础。由于人体解剖的个体差异较大,临床应用对医学图像分割的准确度和分类算法的速度要求较高,目前虽然已有多种分割算法但是远未达到完善。

磁共振(Magnetic Resonance, MR)图像软组织间具有高的对比度和分辨率,这使它在脑和人体组织的研究中得到了广泛应用。为了获取脑部病变组织尺寸、外观的量化信息,在脑组织的研究中,MR脑图像的分割显得尤为关键^[1]。

由于图像分割在医学成像的实际应用中起着关键性作用,人们进行了大量的研究。目前图像分割主要有以下三类方法:一是阈值分割^[2~4],它借助于图像的整体信息,如直方图来决定阈值的选取;二是基于边界的分割^[5,6],它主要借助于各种边界算子对图像处理得到边界,然后再得到用户感兴趣的区域,其主要问题是如何将得到的分散的边界组成闭合的边界,从而得到待分割的区域;三是基于区域的分割方法^[7~9],通常利用同一区域内的同质性识别图像中的不同区域。近年来,随着统计学理论、模糊集理论、神经网络、形态学

^{*}基金项目:国家教育部重点项目(编号:02090)资助。孔俊 副教授,主要研究方向:模式识别、生物认证、及图像处理。张竞丹 硕士研究生,主要研究方向:医学图像处理。吕英华 教授,主要研究方向:面向并行对象计算机系统的模拟、图像处理。王建中 硕士研究生,主要研究方向:医学图像处理。周颜军 副教授,主要研究方向:数据挖掘,数据库与信息管理系统。杨志强 副教授,主要研究方向:数据库与信息管理系统。

理论、小波理论等在图像分割中的应用日渐广泛,遗传算法、尺度空间、多分辨率方法、非线性扩散方程等近期涌现的新方法和新思想也不断被用于解决医学图像分割问题,国内外学者提出了不少有针对性的图像分割方法。

本文综合运用小波算法、分水岭算法及基于区域的模糊 C 均值算法,并提出了一种基于规则的二次分割方法实现对脑组织磁共振图像的分割。首先,采用一种基于小波的滤波器去除图像中的噪声;然后以分水岭算法实现对图像的初始分割。为了克服分水岭算法的过度分割问题,本文提出了一种基于区域的模糊 C 均值(RFCM)聚类算法实现对过度分割区域的合并。尽管分水岭算法存在过度分割现象,仍有一些区域的分割并不完全,尤其是在脑脊液与灰质,或灰质与白质的过渡区域。而且,在 RFCM 聚类过程中,每一个区域被假定与它的邻域区域无关,并且不考虑区域间的空间关系。然而,对于图像数据而言,邻域区域间往往存在很强的相互关系。因此,为了获得更有意义的图像分割结果,空间关系(例如,局部区域连续性)在分割过程中必须加以考虑。综合上述问题,本文提出一种将局部区域连续性与全局信息相结合的基于规则的多阈值分割方法,对分水岭算法初始分割不完全的区域再次分割。文中多种方法巧妙地相互结合,实现了对脑组织磁共振图像分割,并通过对大量模拟数据和真实数据的分割实验证明了本文所提出分割方法的准确性和可靠性。

2 小波算法去除磁共振图像中的噪声

噪声抑制在医学图像处理中一直是一项极其复杂和困难的工作。去噪声算法在增强与诊断相关的图像内容、减少图像噪声的同时,还要保留真实图像的细节内容。为此去噪声的算法必须适应图像的非连续性。小波算法在本质上就适于构建这一空间自适应方法。本文采用了一种具有空间自适应性的基于小波的方法^[10]去除脑组织 MRI 图像中的噪声。

3 分水岭(Watershed)算法

分水岭算法^[12]是数学形态学在图像分割中的应用,它将图像分割为互不交叠的区域。首先通过 Sobel 边界检测获取图像 I 的梯度图像 I_g ,然后采用 Vincent 等^[9]提出的浸没模拟分水岭算对此梯度图像做初始分割。本算法分两步:(1)排序:在逐渐淹没过程中,并非每次均需处理全部像素。为了能直接访问需要处理的像素,各个像素按灰度值排列成一个升序排列的像素矩阵,便于加速计算。利用分布算法^[13],只需对图像扫描两次便可得到排序结果。(2)淹没:按升序访问排序后的图像像素。对每一聚水盆地分配不同的标记,从整个图像的最小像素值开始分配标记,依次淹没,利用先进先出的数据结构,即循环队列来扩展标记过的聚水盆地。通过一定的规则分配分水岭标记,得到分割结果。

分水岭图像分割算法可以有效地生成封闭的单元像素轮廓,但是还存在两点不足之处。首先,分水岭算法分割后生成过多的小区域而使感兴趣的目标物难以识别。其次,分水岭算法在脑组织过渡区域部分常常出现分割不足的现象。在第 4 节和第 5 节中,将分别介绍基于区域的模糊 C 均值算法和基于规则的多阈值分割方法,解决分水岭算法的这两个问题。

4 基于区域的模糊 C-均值算法

分水岭算法由于输入图像中存在过多的局部极小区域而产生许多很小的集水盆,从而导致严重的过度分割,即梯度图

像 I_g 被分为许多非重叠区域 $R_i, i = 1, 2, \dots, n$ (n 为区域的数量)的集合。近年来模糊聚类技术,特别是模糊 C-均值(FCM)聚类技术的应用最为广泛。FCM 用于图像分割是一种无监督模糊聚类方法,非常适合于医学图像中存在不确定性和模糊性的特点^[14,15]。为了实现相似区域的合并,本文提出基于区域的模糊 C 均值(RFCM)聚类算法。设 $m_i, i = 1, 2, \dots, n$ 表示区域 R_i 的均值, RFCM 算法公式如下:

$$J_{RFCM}(U, v) = \sum_{i \in \Omega} \sum_{k=1}^C u_{ik}^m \|m_i - v_k\|^2$$

其中 $\sum_{k=1}^C u_{ik} = 1, \Omega = \{1, 2, \dots, n\}$ (1)

其中分类类别数 $C=3$ (分割中所感兴趣的脑组织主要为:脑脊液、灰质和白质三类); $v = \{v_1, v_2, v_3\}$ 为模糊聚类质心, v_1, v_2, v_3 分别表示脑脊液、灰质、白质的聚类质心;隶属度加权指数 $m=2$; u_{ik} 是区域 R_i 属于第 k 类组织的隶属度。

如果区域 R_i 的灰度均值与第 k 类质心 c_k 的距离较小,区域 R_i 将被赋予属于第 k 类的较高隶属度。通过将某类隶属度高的区域归于相应的类别中,可获得较为清晰的分类结果。

5 基于规则的多阈值分割算法

虽然,分水岭算法存在过度分割的问题,但是在一些脑组织交叠区域常常出现分割不完全的现象,尤其在灰质与白质、灰质与脑脊液的过度区域。而且在 RFCM 算法中,每个区域在聚类中被假定与其它区域无关,也没有考虑图像中区域的空间关系。然而,对于图像数据而言,邻域区域间存在很强的空间关系。因此,要实现有意义的图像分割,局部区域的连续性必须被考虑进去。基于上述分析,本章提出一种基于规则的对过渡区域二次分割的新方法,此方法既考虑到局部区域的连续性,又兼顾了全局信息。

5.1 二次分割区域的确定

为了确定分水岭分割后需要二次分割的区域,需要计算每个区域的方差 $\sigma_i, i = 1, 2, \dots, n$ 及其在 RFCM 聚类中的最大隶属度 $u_{i\max} = \max(u_{i1}, u_{i2}, u_{i3})$ 。如果方差 σ_i 足够小,那么认为区域 R_i 是同质的;否则,区域 R_i 被认为可能是非同质的,并且需要二次分割。如果区域 R_i 的最大隶属度 $u_{i\max}$ 超过给定阈 Δu 值,则区域 R_i 是此类的内部区域,聚类结果准确。 Δu 是一个用来衡量 RFCM 聚类结果可靠性和准确性的参数,本文根据实验效果取 $\Delta u = 0.90$ 。综合上述的两个条件,我们给出确定二次分割区域的准则如下:

准则 1 $u_{i\max} > 0.90$

准则 2 $\sigma_i < v_3 - v_2$

如果区域 R_i 不能同时满足准则 1 和准则 2,则此区域分割不完全,需要对此区域进行二次分割。

5.2 多阈值分割规则

如果在二次分割中仅考虑全局信息,将忽略局部区域连续性,并且无法保留 MRI 图像中的一些局部细节。本章提出一种基于规则的多阈值分割方法,兼顾了局部区域连续性和全局信息,考虑了邻域区域相关性。

本文采用区域连接图(RAG)的数据结构描述分水岭算法分割后的图像区域。RAG 以一个无向图 $G=(V, E)$ 表示分割后得到的区域集合 $R_i, i = 1, 2, \dots, n$; 其中 $V=(1, 2, \dots, n)$ 代表区域节点;如果 $i, j \in V$ 并且 R_i 和 R_j 相连接,则 $e(i, j) \in E$ 表示区域间的边。

假设区域 R_i 是一个需要二次分割的区域,它的邻域区域

可以通过 RAG 求得。但是, 这些邻域区域中仍可能存在一些非同质区域, 它们在 RFCM 聚类后的结果并不准确, 需要进行二次分割。如果邻域区域在 RFCM 聚类中, 它的最大隶属度 $u_{i,max} \geq 0.80$, 则此邻域区域被认为基本是同质的, 通过聚类后的分类结果可以确定此区域中大部分像素的类别属性。将筛选后的区域号按照其类别放入区域 R_i 的邻域脑脊液、灰质和白质区域号集合 $N_{csf}(R_i), N_{gm}(R_i), N_{wm}(R_i)$ 中, n_{csf}, n_{gm} 和 n_{wm} 分别表示三个集合中的元素数, 即区域 R_i 的邻域中被筛选出的脑脊液、灰质和白质的区域数。

为了更全面地统计邻域区域各组织灰度值的分布, 对所选取的邻域区域中的像素也要进行筛选。本文选择灰度值与该区域均值偏移量不超过 25 的像素(像素值相同的点只选择一个即可), 这些像素的灰度值与该区域灰度均值差异小, 它们的分类特征与其所在区域在 RFCM 聚类后的结果是一致的。根据筛选出的像素所在区域的类别将其灰度值放入相应的白质队列 $WmQueue_i$ 、灰质队列 $GmQueue_i$ 和脑脊液队列 $CsfQueue_i$ 中, 并且每个队列中的元素都按升序排序。例如: $\{GmQueue_i(1), GmQueue_i(2), \dots, GmQueue_i(n_{gm})\}$, 其中 $GmQueue_i(1) \leq GmQueue_i(2) \leq \dots \leq GmQueue_i(n_{gm})$ 。

假设 $p_{ij}, j = 1, 2, \dots, n_i$ (其中 n_i 表示区域 R_i 中的像素数) 表示需要二次分割区域 R_i 中的任意像素, $h(p_{ij})$ 表示 p_{ij} 的灰度值。二次分割过程所遵循的规则如下:

规则 1 如果 p_{ij} 的灰度值 $h(p_{ij})$ 可以插入脑脊液(灰质或白质)队列中, 根据局部区域灰度连续性, p_{ij} 是脑脊液(灰质或白质)的内部像素点, 二次分割中 p_{ij} 应分为脑脊液(灰质或白质)。

如果 p_{ij} 的灰度值 $h(p_{ij})$ 不满足规则 1, 则说明 p_{ij} 的局部区域信息不足, 需要将局部区域信息和全局信息相结合确定 p_{ij} 的类别。

规则 2 如果区域 R_i 的邻域脑脊液队列和灰质队列都非空, 并且 p_{ij} 的灰度值小于灰质聚类中心, 即 $CsfQueue_i \neq \Phi, GmQueue_i \neq \Phi$, 且 $h(p_{ij}) < v_2$, 那么 p_{ij} 为脑脊液和灰质过渡区域的像素。根据区域 R_i 的邻域信息, 分别计算邻域脑脊液和灰质两队列的灰度均值, 求其中值 $CGmean_i$ (式 2) 作为此过渡区域的分割阈值。如果 $h(p_{ij}) < CGmean_i$ 且 $h(p_{ij}) < v_2$, 则 p_{ij} 分为脑脊液; 否则若 $h(p_{ij}) \geq CGmean_i$ 且 $h(p_{ij}) < v_2$, p_{ij} 分为灰质。

$$CGmean_i = (\sum_{j \in N_{csf}(R_i)} m_j / n_{csf} + \sum_{k \in N_{gm}(R_i)} m_k / n_{gm}) / 2 \quad (2)$$

规则 3 如果区域 R_i 的灰质队列和白质队列都非空, 并且 p_{ij} 的灰度值大于等于灰质聚类质心, 小于白质聚类质心, 即 $GmQueue_i \neq \Phi, WmQueue_i \neq \Phi, h(p_{ij}) \geq v_2$ 且 $h(p_{ij}) < v_3$, 那么 p_{ij} 为灰质和白质过渡区域的像素。根据区域 R_i 的邻域信息, 分别计算邻域灰质和白质两队列的灰度均值, 求其中值 $GWmean_i$ (式 3) 作为此过渡区域的分割阈值。如果 $h(p_{ij}) < GWmean_i, h(p_{ij}) \geq v_2$ 且 $h(p_{ij}) < v_3$, 则 p_{ij} 分为灰质; 否则如果 $h(p_{ij}) \geq GWmean_i, h(p_{ij}) \geq v_2$ 且 $h(p_{ij}) < v_3$, 则 p_{ij} 分为白质。

$$CWmean_i = (\sum_{k \in N_{gm}(R_i)} m_k / n_{gm} + \sum_{l \in N_{wm}(R_i)} m_l / n_{wm}) / 2 \quad (3)$$

规则 4 若 $h(p_{ij}) < v_2$, 在区域 R_i 的脑脊液队列和灰质队列存在空集的情况下: 如果邻域区域中脑脊液区域数量大于灰质区域数量, 即 $n_{csf} > n_{gm}$, 根据局部区域灰度值连续性, 可以判断此区域中脑脊液的比重要大于灰质比重。给定二次分割阈值 $w_1 v_1 + w_2 v_2$ (实验中, w_1, w_2 为常数, 分别取 0.55

和 0.45)。如果 $h(p_{ij}) < w_1 v_1 + w_2 v_2$ 且 $h(p_{ij}) < v_2, p_{ij}$ 分为脑脊液, 否则若 $h(p_{ij}) \geq w_1 v_1 + w_2 v_2$ 且 $h(p_{ij}) < v_2, p_{ij}$ 分为灰质。反之, 若 $n_{csf} < n_{gm}$, 那么二次分割阈值为 $w_3 v_1 + w_4 v_2$, (其中 w_3, w_4 为常数值, 分别取 $w_3 = 0.60, w_4 = 0.40$)。若 $n_{csf} = n_{gm}$, 给定二次分割阈 $0.5v_1 + 0.5v_2$ 。

规则 5 若 $h(p_{ij}) \geq v_2$ 且 $h(p_{ij}) < v_3$, 在区域 R_i 的灰质队列和白质队列存在空集的情况下: 如果邻域区域中灰质区域数量大于白质区域数量, 即 $n_{gm} > n_{wm}$, 根据局部区域灰度值的连续性, 区域 R_i 中灰质的比重较白质的比重大。给定分割阈值 $w_5 v_2 + w_6 v_3$, (其中 w_5, w_6 为常数值, 分别取 0.35 和 0.65), 如果 $h(p_{ij}) \leq w_5 v_2 + w_6 v_3, h(p_{ij}) \geq v_2$ 且 $h(p_{ij}) < v_3, p_{ij}$ 分为灰质, 否则 $h(p_{ij}) > w_5 v_2 + w_6 v_3, h(p_{ij}) \geq v_2$ 且 $h(p_{ij}) < v_3, p_{ij}$ 分为白质。反之, 若 $n_{gm} < n_{wm}$, 给定分割阈值 $w_7 v_2 + w_8 v_3$, (其中 w_7, w_8 为常数值, 分别取 $w_7 = 0.40, w_8 = 0.60$)。若 $n_{gm} = n_{wm}$, 二次分割阈值为 $0.5v_2 + 0.5v_3$ 。

根据上述规则, 对 RFCM 聚类后的图像的中部分区域再次分割后结果如图。与仅使用全局阈值分割后的图像对比, 本文所采用的二次分割的方法, 在保留局部细节上比仅使用全局阈值的分割方法的效果要好。

6 实验结果

实验中, 脑组织分割为三类: 脑脊液、灰质和白质, 背景像素和其它组织忽略不计。本文提出的算法通过 Matlab 语言实现, 并且用大量模拟脑组织 MRI 图像(the McConnell Brain Imaging Centre of the Montreal Neurological Institute (MNI), McGill University)^[11]和真实的脑组织 MRI 图像(由 Massachusetts General Hospital 的形态特征分析中心提供)^[16]进行实验。额外的脑组织在分割前已经去除。

6.1 结果分析与比较

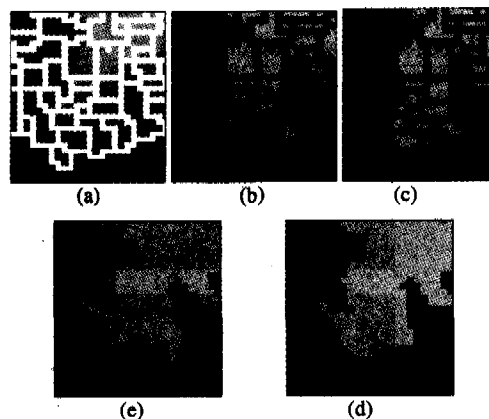


图 1 (a)分水岭算法初始分割结果图像放大后的部分图像 (b)FCM 聚类后结果图放大后的同一部分图像 (c)用本文提出的方法分割后结果图像放大后的同一部分图像 (e)和(d)分别为图(b)和(c)去水线后图像

图 1a 是应用分水岭算法对图像进行初始分割的结果图放大后的一部分, 我们可以清晰地看到部分区域分割的并不完全和准确。分水岭算法的这一缺点在 RFCM 聚类后图像部分放大图(图 1b)中更加显而易见。图 1c 是应用本文提出的基于规则的多阈值分割方法对图像再次分割后结果图像的部分放大图像, 与图 1a 对比, 本文所提出的分割方法的精确性和准确性显然得以证明。图 1e 和图 1d 分别为图 1b 和图 1c 去水线后图像。

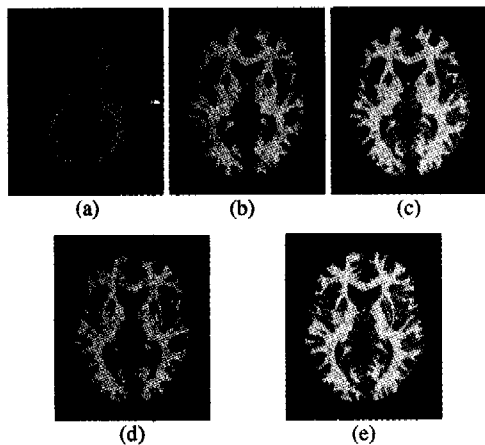


图2 (a)小波去噪声后图像 (b)RFCM 聚类结果图 (c)仅用全局阈值二次分割后的结果图 (d)采用本文提出的二次分割方法处理后的结果图像 (e)标准结果图

下面,对比原始图像在小波去噪声(图 2a)后对其 RFCM 聚类后的图像(图 2b),仅用全局阈值对图像二次分割后的图

表1 比较 RFCM 聚类后的图像,仅用全局阈值对图像二次分割后的图像与采用本文提出的二次分割方法处理后的结果图像与标准结果图像的相似性

	RFCM 聚类			全局阈值二次分割			本文提出的新方法		
	γ_{fp}	γ_{fn}	ρ	γ_{fp}	γ_{fn}	ρ	γ_{fp}	γ_{fn}	ρ
WM	10.12	7.24	91.44	5.74	9.00	92.74	2.36	6.25	95.01
GM	13.44	12.69	86.98	13.00	11.87	87.63	1.99	8.01	93.25
CSF	6.48	16.10	83.19	6.39	16.18	81.41	5.29	5.18	92.10

表2 验证不同噪声水平下分割结果后的准确性和可靠性

	3% noise			5% noise			7% noise			9% noise		
	γ_{fp}	γ_{fn}	ρ	γ_{fp}	γ_{fn}	ρ	γ_{fp}	γ_{fn}	ρ	γ_{fp}	γ_{fn}	ρ
WM	1.94	5.37	95.44	2.36	6.25	95.01	2.70	6.62	94.13	3.18	7.81	93.27
GM	1.47	7.59	94.27	1.99	8.01	93.25	2.42	8.31	92.95	3.03	9.50	91.32
CSF	5.12	5.10	92.48	5.29	5.18	92.10	6.45	5.98	91.86	9.63	9.15	90.15

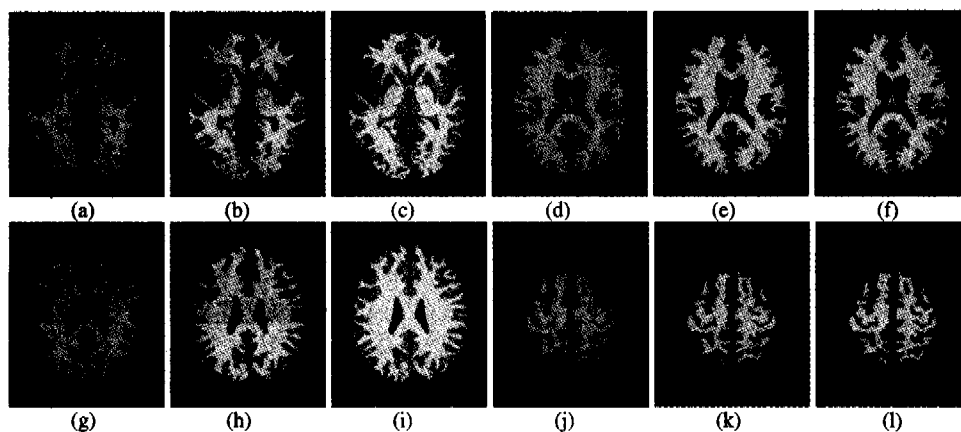


图3 模拟 MRI 图像分割 (a), (d), (g)和(j)分别为噪声为 3%、5%、7%和 9%的图像, (b), (e), (h)和(k)为应用本文提出的方法对其分割后的结果图像 (c), (f), (i)和(l)为(a), (d), (g)和(j)的相应标准结果图像

图 3a,d,g 和 j 分别为噪声为 3%, 5%, 7%和 9%的模拟图像。图 3b,e,h 和 k 为用本文提出的方法对其分割后的结果图像。图 3c,f,i 和 l 为图 3a,d,g 和 j 相应的正确分割结果图像。本文采用三个不同的参数(错误肯定率 γ_{fn} 、错误否定率 γ_{fp} 和相似性 ρ ^[17])来衡量本文所提出分割方法的准确率和可信度。表 2 给出了分析后的数据结果。在分割结果的评价中,如果相似性 $\rho > 70\%$ 说明分割结果与正确分割结果非常

相似(图 2c)与采用本文提出的二次分割方法处理后的结果图像(图 2d)。可以看到 RFCM 聚类后的结果图像(图 2b)中部分区域分割的不完全、不准确,尤其在白质和灰质、灰质和脑脊液的过渡区域。仅用全局阈值分割(图 2c),由于忽略了局部信息的连续性,一些局部细节很难保留。采用本文提出的多阈值分割方法对图像进行再次分割,即考虑了局部区域连续性又兼顾了全局信息,其结果(图 2d)明显优于前面的两个结果图像(图 2b 和 c)。图 2e 为标准结果图像。下面用三个不同的参数(错误肯定率 γ_{fn} 、错误否定率 γ_{fp} 和相似性 ρ ^[17])来衡量上述三个分割结果与标准结果图像之间的相似性。表 1 的数据显示本文所提出这种新的分割方法的准确性。

6.2 定量分析

为了量化地分析本文所提出分割方法的准确性和可靠性,需要具有正确分割结果的测试图像。为此,本章使用了来自蒙特利尔神经学院脑组织图像中心的模拟脑组织 T1 权重的 MRI 图像^[11],切片厚度 1 毫米,噪声分别为 3%、5%、7%和 9%。所有的图像中的非脑组织,在分割之前已经被去除,我们所感兴趣的脑组织为脑脊液、灰质和白质。

相似^[17]。实验中,即使在噪声 9%的情况下,所有组织的相似性 ρ 都大于 90%,这说明应用本文提出的分割方法的准确性。

6.3 真实数据的处理结果

图 4a 是真实的 T1 权重 MRI 脑组织图像的一个切片^[14]。图 4b 是 RFCM 聚类后结果图像。图 4c 为仅用全局阈值对图像二次分割后的结果图像。采用本文提出的分割方

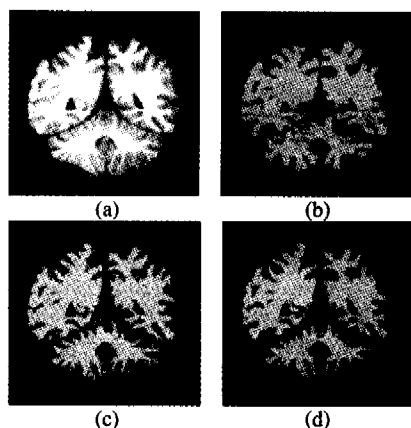


图4 真实图像分割 (a)原图像 (b)RFCM 聚类结果图 (c) 仅用全局阈值二次分割后的结果图 (d)采用本文提出的二次分割方法处理后的结果图像

法,结果图像如图4d。从视觉观察上比较这三个结果图像,本文的方法明显优于其它的两幅图像(图4b和c),尤其是在灰质与白质,灰质与脑脊液的过渡区域。

结论 医学图像分割问题一直是图像处理领域中的经典难题。大脑组织具有特别复杂的结构,为了得到脑部病变组织的尺寸、外观的量化信息和实现脑部结构的三维重构,脑组织图像分割显得格外关键。本文综合运用小波算法、分水岭算法及基于区域的模糊C均值算法,并提出了一种基于规则的二次分割方法实现对脑组织磁共振图像的分割。首先,采用一种基于小波的滤波器去除图像中的噪声;然后采用分水岭算法实现对图像的初始分割。通常,传统分水岭算法在对灰度尺度纹理图像,尤其是组织图像分割中,常常出现过度分割的现象。为了解决分水岭算法的过度分割问题,本文提出了一种基于区域的模糊C均值(RFCM)聚类算法实现对过度分割区域的合并。尽管,分水岭算法存在过度分割现象,仍有一些区域的分割并不完全,尤其是在脑脊液与灰质,或灰质与白质的过渡区域。而且,在RFCM聚类中每一个区域被假定与它的领域区域无关,也不考虑区域间的空间关系。然而,对于图像区域而言,领域区域间有着很强的相互关系。综合上述问题,本文提出一种局部区域连续性与全局信息相结合的基于规则的多阈值分割方法,对分水岭算法初始分割不完全的区域再次分割。文中多种方法巧妙地相互结合,实现了对脑组织磁共振图像分割,并通过大量模拟数据和真实数据

的分割实验证明本文所提出方法的有效性和精确性。

参考文献

- 1 聂生东,聂斌,章鲁,等. 基于模糊K-近邻规则的多谱磁共振脑图像分割方法的研究. 中国生物医学工程学报, 2002, 21(10)
- 2 Sahoo PK, Soltani S, Wong AKC, Chen YC. A survey of thresholding techniques. *Computer Vision Graphical Image Process*, 1988, 41(2): 233~260
- 3 Huang LK, Wang MJ. Image thresholding by minimizing the measures of fuzziness. *Pattern Recognition*, 1995, 28(1): 41~51
- 4 Tobias J, Seara R. Image segmentation by histogram thresholding using fuzzy sets. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2002, 11(12): 1457~1465
- 5 Kundu A, Mitra SK. A new algorithm for image edge extraction using a statistical classifier approach. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1987, 9(4): 569~577
- 6 Liow YT. A contour tracing algorithm that preserves common boundaries between regions. *CVGIP-Image Understanding*, 1991, 53(3): 313~321
- 7 Adams R, Bischof L. Seeded region growing. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1994, 16(6): 641~647
- 8 Mehnert A, Jackway P. An improved seeded region growing algorithm. *Pattern Recognition Letters*, 1997, 18(10): 1065~1071
- 9 Vincent L, Soille P. Watersheds in digital spaces; An efficient algorithm based on immersion simulations. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1991, 13(6): 583~598
- 10 Pizurica A, Philips W, Lemahieu I, et al. A versatile wavelet domain noise filtration technique for medical imaging. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 2003, 22(3): 323~331
- 11 Kwan R S, Evans A, Pike G. MRI simulation-based evaluation of image-processing and classification methods. *IEEE Trans. Med. Imaging*, 1999, 18(11): 1085~1097. Available at: <http://www.bic.mni.mcgill.ca/brainweb>
- 12 Collins S H. Terrain parameters directly from a digital terrain model. *Canadian Surveyor*, 1975, 29(5): 507~518
- 13 Isaac E J, Singleton R C. Sorting by address calculation. *J. ACM*, 1956, 3: 169~174
- 14 Gerig G, Martin J, Kikinis R, et al. Unsupervised tissue type segmentation of 3D dual-echo MR head data. *Image Vision Comput*, 1992, 10: 349~360
- 15 Liew A W C, Yan H. An Adaptive Spatial Fuzzy Clustering Algorithm for 3-D MR Image Segmentation. *IEEE Transaction on Medical Imaging*, 2003, 22(9)
- 16 Kennedy DN, Filipek PA, Caviness VS. Anatomic segmentation and volumetric calculations in nuclear magnetic resonance imaging. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1989, 8: 1~7. Available at: <http://www.cma.mgh.harvard.edu/ibsr/>
- 17 Zijdenbos A, Dawant B. Brain segmentation and white matter lesion detection in MR images. *Crit. Rev. Biomed. Eng.* 1994, 22(5-6): 401~465

(上接第117页)

据实际应用选择使用。

参考文献

- 1 Chaudhuri S, Shim K. Including Group by in Query Optimization. In: *Proc. Int'l Conf. Very Large Database Systems*, 1994
- 2 Gupta A, Harinarayan V, Quass D. Generalized Projections; A Powerful Approach to Aggregation. In: *Proc. Int'l Conf. Very Large Database Systems*, 1995
- 3 Yan W, Larson P. Eager Aggregation and Lazy Aggregation. In: *Proc. 21st Int'l Conf. Very Large Databases (VLDB)*, 1995, 345~357
- 4 O'Neil P, Graefe G. Multi-Table Joins through Bitmaped Join Indices. *SIGMOD Record*, 1995, 24(3): 8~11
- 5 Harinarayan V, Rajaraman A, Ullman J D. Implementing data cubes efficiently. In: *Proc of the 1996 ACM SIGMOD Int'l Conf on Management of Data* New York: ACM Press, 1996. 205~227
- 6 Theodoratos D, Sellis T. Designing Data Warehouses. In: *Proc. Data Knowledge Engineering (DKE)*, 1999. 279~301
- 7 Gupta H, Mumick I S. Selection of Views to Materialize Under a Maintenance Cost Constraint. In: *Proc. of the Intl. Conf. on Database Theory (ICDT)*, 1999. 453~470
- 8 Mistry H, Roy P, Sundarshan S, et al. Materialized View Selection and Maintenance Using Multi-Query Optimization Algorithm. In: *Proc of SIGMOD'01*, 2001. 307~318
- 9 Ryoustri N. New Algorithms for Selecting Materialized Views inga DW; [MSc Thesis. Computer Science Dept, Alexandria University]. Egypt, November 2002
- 10 Yang J, Karlapalem K LiQ. Algorithms for Materialized View Design in Data Warehousing Environment. In: *Proc of the 23rd International Conf. of Very Large Data Bases (VLDB'97)*, Athens, Greece, August 1997. 136~145
- 11 Harinarayan V, Rajaraman A, Ullman J D. Implementing data cubes efficiently. In: *Proc of the 1996 ACM SIGMOD Int'l Conf on Management of Data*. New York: ACM Press, 1996. 205~227