

文章编号:1001-9081(2010)10-2797-05

基于模糊 Gibbs 随机场聚类二维直方图的核磁共振图像分割

杨 涛,管一弘

(昆明理工大学 理学院,昆明 650093)

(yangtao.user@163.com)

摘 要:针对人脑组织结构的不确定性和模糊性,提出模糊 Gibbs 随机场聚类与二维直方图相结合的分割方法。该方法首先利用均值、方差及邻域属性对隶属度函数进行定义,并建立模糊 Gibbs 随机场;然后以模糊 Gibbs 随机场作为先验知识、最大后验概率为判别准则来确定每一个像素的类归属以及它属于该类的隶属度,同时用模糊类的质心来更新类中心;最后将类中心引入二维直方图方法中,找到每个类之间的各个阈值点对图像进行分割。通过实验表明该算法能够准确分割出各种脑组织,对噪声的鲁棒性、结果的准确性及平滑性相对于模糊 C 均值(FCM)算法都有了很大的提高。

关键词:模糊 Gibbs 随机场;模糊聚类;二维直方图;多阈值分割;核磁共振图像

中图分类号: TP391.41 **文献标志码:** A

Clustering based on fuzzy Gibbs random field and 2D histogram algorithm for MR image segmentation

YANG Tao, GUAN Yi-hong

(Faculty of Science, Kunming University of Science and Technology, Kunming Yunnan 650093, China)

Abstract: For the uncertainty and the fuzziness of the organizational structure of human brain, an image segmentation algorithm that combines the clustering based on fuzzy Gibbs random field and the two-dimensional histogram method was proposed. In the algorithm, membership functions were defined by average, variance and neighborhood attributes, and fuzzy Gibbs random field was set up. Then Maximum A Posteriori (MAP) was used as the statistical clustering criteria, in which the fuzzy Gibbs random field was used to obtain prior knowledge, and every class center was updated by the centroid of the fuzzy class. Finally, every class center was introduced into two-dimensional histogram method to find segmentation points in each class region for image segmentation. The experimental results show that the proposed algorithm can separate out the various brain tissues accurately, and it is better than Fuzzy C-Means (FCM) algorithm in the noise robustness, the result accuracy and smoothness. /

Key words: fuzzy Gibbs random field; fuzzy clustering; 2D histogram; multi-threshold segmentation; nuclear Magnetic Resonance (MR) image

0 引言

医学图像分割技术逐渐成为医学图像处理和其中的关键技术,它能将包含重要诊断信息的感兴趣区从复杂的背景中提取出来,使之成为临床诊疗和病理学研究的可靠依据,因此,医学图像分割技术在临床辅助诊断、对象提取、定量分析中有重要意义。然而,由于噪声干扰、局部容积效应及伪影的存在,致使医学图像本身变得模糊,这些退化现象的不确定性给医学图像分割技术的研究带来了许多困难,但是却给模糊技术提供了用武之地。近年来,随着模糊技术的不断成熟,它在图像分割中的应用也日益活跃,成为了医学图像分割技术的一个研究热点,许多模糊分割技术也应运而生。

模糊聚类技术非常适合处理事物内在的不确定性,它利用不太精确的方式来描述复杂系统,将数学的二值逻辑转换成连续值逻辑,使其更接近人类的思维方式,并能有效地对边界不清晰的图像进行分割。因此,基于模糊聚类的分割技术对医学影像这样边界模糊的图像具有很强的针对性。但是,

传统的模糊聚类算法在进行图像分割时,只考虑到了图像的灰度特征,忽略了图像中固有的丰富的空间信息,从而导致它对噪声比较敏感,而且使得分割出的区域往往不连续,致使本属于同一类的像素没有连在一起,不能形成有意义的子图。因此,如何有效地利用图像的空间信息提高分割的质量是一个很有意义的研究方向。

在各种空间信息的提取的方法中,Gibbs 随机场(Gibbs Random Field,GRF)理论可以很好地描述邻域各点之间的空间相关性,对势团能量的估算实际上决定了标记场的先验概率。所以 Gibbs 随机场模型可以弥补传统聚类算法对空间描述的不足,从而克服以灰度为特征的模糊聚类算法的固有缺陷^[1]。但是,它属于硬分割算法,这对于退化的医学图像而言很难实现精确有效的分割。因此,本文将模糊集和 Gibbs 随机场模型结合起来,实现了模糊 Gibbs 随机场分割。

从人脑的剖面图可以看到人脑内部组织复杂,有很多纹理结构,并且在各组织之间存在相互粘连的区域。经过模糊 Gibbs 随机场聚类分割后,边缘的模糊性在一定程度上略有减

收稿日期:2010-04-02;修回日期:2010-05-29。 **基金项目:**云南省自然科学基金资助项目(2005F0025M)。

作者简介:杨涛(1983-),男,云南昆明人,硕士研究生,主要研究方向:图像信息处理; 管一弘(1962-),男,云南昆明人,教授,博士,主要研究方向:激光技术、热弹性力学、金属材料工程、医学图像处理。

少,大片的同质区域分布较均匀,模糊 Gibbs 能量场合理地反映了最原始的图像信息,但是边缘同时也产生了一些毛刺,甚至细小的地方产生了不连续。近年来,有不少方法利用像素的灰度值分布及其邻域平均灰度值分布所构成的二维直方图进行分割,它使得原图像中目标和背景重叠的部分能在二维直方图中得到较好区分,并且可以有效抑制噪声^[2]。

本文综合了模糊 Gibbs 随机场和图像二维直方图的优点,提出了以模糊 Gibbs 随机场作为先验概率模型的模糊聚类二维直方图分割方法。

1 模糊 Gibbs 随机场

1.1 Gibbs 随机场

对于一幅人们所观察到的大小为 $M \times N$ 的图像而言,可以将它视为是定义在像素集 $S = \{s_1, s_2, s_3, \dots, s_{M \times N}\}$ 上的可见图像随机场 $Y = \{y_s | 0 \leq y_s, y_s \in R, s \in S\}$ (其中 R 为图像的某特征集,本文指图像像素的灰度值特征集)的一个实现,记为 y 。同时分割后的图像也可以认为是由图像的分割标记类 $\Omega = \{1, 2, 3, \dots, k\}$ (其中 k 是分割的总类别数)对可见图像随机场 Y 逐点标记类别形成的分割标记随机场 $X = \{x_s | x_s \in \Omega, s \in S\}$ 。在 Gibbs 理论中,图像中所有像素点的位置关系可以通过邻域系统来表示,通常将标记场 X 邻域系统定义为: $N = \{N_i, i \in S\}$, 其中 N_i 为以像素点 i 相邻的所有位置点的集合,并假设该标记场 X 满足三个条件:1) 像素点 i 的邻域不包括它本身, $i \notin N_i$; 2) 图像中邻域关系是对称的, $i \in N_j \Leftrightarrow j \in N_i$, 即互为邻域; 3) 标记场 X 具有 Markov 性,即不同点的标记取值的概率只和该点邻域标记有关, $P(X_i | X_{S-\{i\}}) = P(X_i | X_{N_i})$ 。根据 Hammersley-Clifford 定理,这种具有 Markov 性的随机场分布先验性概率,可以用 Gibbs 分布表示,即:

$$P(X = x) = \frac{1}{Z} \exp(-U(x)) = \frac{1}{Z} \exp\left(-\sum_{c \in C} V_c(x)\right) \quad (1)$$

其中: Z 为一归一化常数, $U(x)$ 称为先验能量函数,其值越小,即实现 x 状态的能量越小, x 状态越可能实现; $V_c(x)$ 是与邻域势团 c 相关的势函数,它描述了某个像素与其邻域的关系,通过选择合适的邻域势团的势函数,可以形成多类别的 Gibbs 分布随机场。

1.2 建立模糊集及隶属度函数

针对核磁共振 (nuclear Magnetic Resonance, MR) 颅脑图像特殊的结构和具有模糊性和不确定性的特点,本文将其为背景、脑白质、脑灰质以及脑脊液四类,并建立模糊集添加到标记类 Ω 的元素中,使被标记的每一个像素不仅有一个类的归属,而且有其属于该类的隶属度,实现对图像的模糊分割。

设定模糊集为:

$$\omega = \{\mu_\omega(y_i), i \in S\} \quad (2)$$

其中 μ_ω 表示某灰度值 y_i 被标记为 ω 的隶属度,满足 $0 \leq \mu_\omega \leq 1, \omega \in \Omega$ 。对于模糊集合来说,每个元素都是以一定的程度属于某个集合,同时也可以以不同的程度属于几个集合。在具体的实践中,由隶属度函数来实现,即隶属函数是模糊集合的核心。如何确定恰当的隶属度函数,对模糊集合的应用效果及图像的分割质量有很大的影响。在这里,本文将每一类的灰度看做是服从均值为 v_i , 方差为 σ_i^2 的高斯分

布,而每个类中的元素都可以看做是这个高斯随机变量的抽样。根据正态分布的 3σ 规则可知:服从正态分布 $N(v, \sigma^2)$ 的随机变量落在区间 $(v - 3\sigma, v + 3\sigma)$ 的概率为 0.9973,落在该区间外的概率只有 0.0027。也就是说,如果图像中的某一个灰度值与某类类中心的差值的绝对值大于本类标准差的 3 倍时就可以认为它归属于该类的隶属度函数不应该由它的灰度特性决定,而应该由其邻域的属性决定。则本文定义隶属度函数为:

$$\mu_j(y_i) = \begin{cases} 1 - \frac{|y_i - v_j|}{3\sigma_j}, & |y_i - v_j| < 3\sigma_j \\ l_{ij}/l_i, & |y_i - v_j| \geq 3\sigma_j \end{cases} \quad (3)$$

其中: l_{ij} 为在像素 i 的邻域中归属于类 j 的像素点个数, l_i 为像素 i 的邻域像素点个数。

由式(3)可以看出,当某灰度值与某类中心的差值的大小小于本类标准差的 3 倍时,则隶属度由该灰度值与本类中心的差值的大小决定;当某灰度值与某类中心的差值的大小大于或等于本类标准差的 3 倍时,则隶属度由其邻域的属性决定。

根据以上模糊集与隶属度函数的定义,就可以把图像分割标记随机场 X 记为:

$$X = (x_1, x_2, \dots, x_n) = \left(\frac{\mu_{\omega(y_1)}(y_1)}{\omega(y_1)}, \frac{\mu_{\omega(y_2)}(y_2)}{\omega(y_2)}, \dots, \frac{\mu_{\omega(y_n)}(y_n)}{\omega(y_n)} \right) \quad (4)$$

其中 $\omega(y_i)_{i \in S}$ 表示像素 i 的灰度值 y_i 类的归属标记, $\omega(y_i) = 1, 2, 3, 4$ 。

1.3 模糊 Gibbs 随机场

通过以上对模糊集与隶属度函数的定义,并把它们引入标记随机场 X 中,图像就有了模糊表达,如果选择了适当的势函数,那么就建立了模糊 Gibbs 随机场^[3]。对 Gibbs 先验能量的计算,本文只考虑双点二阶邻域系统的势团模型,定义图像标记场 X 的先验能量函数为:

$$U(x) = \sum_{i \in S} \sum_{j \in N_i} \gamma V(x_i, x_j) \quad (5)$$

其中: N_i 为像素 i 的邻域; $V(x_i, x_j)$ 表示像素 i 与 j 之间的势函数,定义它为:

$$V(x_i, x_j) = \begin{cases} |\mu_{\omega_i}(x_i) - \mu_{\omega_j}(x_j)| - 1, & \omega_i = \omega_j \\ |\mu_{\omega_i}(x_i) - \mu_{\omega_j}(x_j)|, & \omega_i \neq \omega_j \end{cases} \quad (6)$$

ω_i, ω_j 分别表示像素 i 和像素 j 类的归属标记, $\mu_{\omega_i}(x_i), \mu_{\omega_j}(x_j)$ 分别为像素 i 和像素 j 隶属于 ω_i 类的隶属度; γ 为平滑参数,根据某像素与其相邻像素点具有相同标记的个数 n 来选择 γ , 即:

$$\gamma = \begin{cases} 1/n, & n > 1 \\ 0.8, & n \leq 1 \end{cases} \quad (7)$$

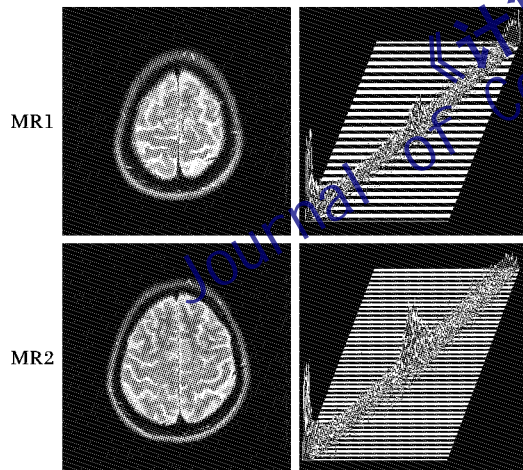
之所以这样设置 γ , 是因为当某像素与其相邻像素相差较大时,它的类归属应该更多地视其邻域来决定, γ 应该越大,空间相关性越强;而当某像素与其相邻像素相差较小时,它的类归属应该更多的由其自身的灰度特性来决定, γ 就应该越小,空间相关性越弱。同时,根据实验得知,当 $\gamma = 0.8$ 时,不同组织之间(像素与其相邻像素相差最大时)的平滑度最好,所以 γ 最大值取 0.8。

2 二维直方图

基于图像的二维直方图可以建立描述图像区域性质的特征空间——二维灰度特征空间。二维直方图中的二维点成簇分布,反映了图像各个区域的特性,根据特征空间的群聚对二维直方图进行划分,就可以达到区分目标和背景的目的,还可以有效抑制噪声。

2.1 二维直方图概述

设灰度图像的尺寸为 $M \times N$, 灰度级为 L , 图像任意一像素点的坐标为 (m, n) , 则其灰度值为 $i = f(m, n) (1 \leq m \leq M, 1 \leq n \leq N)$, 它的邻域平均灰度为 $j = g(m, n) = \frac{1}{d^2} \sum_{x=-(d-1)/2}^{(d-1)/2} \sum_{y=-(d-1)/2}^{(d-1)/2} f(m+x, n+y) (0 \leq i, j \leq L-1)$ 。其中 d 为像素正方形的邻域窗口宽度, 一般取奇数。点灰度一区域灰度均值对 (i, j) 的发生概率为 $p_{ij} = h_{ij} (M \times N)$, 这就构成了代表灰度空间变化关系的灰度共生矩阵, 即二维直方图, 记为 $h_{ij}^{[4]}$ 。图像的二维直方图具有以下特点: 1) 当图像中各区域内部的像素灰度等级比较均匀时, 像素点灰度值和其邻域灰度均值相差不大, 所以描述区域内部像素的二维点都集中在对角线附近; 2) 噪声点和边缘点的灰度值与其邻域灰度均值相差较大, 所以描述噪声和边缘像素的二维点都散布在偏离对角线的坐标处; 3) 不同区域中像素点的平均灰度层次不同 (即明暗程度不同), 所以它们分别集中在对角线附近与坐标原点不同距离之处。本文采集了两幅 MR 颅脑原始图像, 如图 1(a) 所示, 它们 8 邻域 (3×3 邻域) 的二维直方图分别如图 1(b) 所示。



(a) MR 颅脑原始图像 (b) 二维直方图
图 1 两幅脑部 MR 原始图像及其二维直方图

2.2 二维直方图多阈值分割

从图 1(b) 中可以看出, 二维直方图的对角线上产生了多个峰, 意味着图像含有多个阈值, 这样就可以在二维直方图的对角线上利用聚类中心来计算出分割的多个阈值点, 将重叠区域分开^[5]。假设一幅图像已划分为 k 类, 并已知这 k 个类的聚类中心, 那么将这 k 个类的聚类中心引入 8 邻域二维直方图中, 再加上 0 和 255 两个值, 共 $k+2$ 个值将图像的二维直方图对角线分为 $k+1$ 个小段, 各小段分别是 $(0, \lambda_1), (\lambda_1, \lambda_2), \dots, (\lambda_k, 255)$, 当计算 (λ_1, λ_2) 的阈值时, 遍历对角线在 (λ_1, λ_2) 的所有值, 寻找发生概率最小的点, 如果只有一个最小点则该点所对应的值就是在 (λ_1, λ_2) 段的分割阈值; 如果有多个最小点, 设最小点所对应的值为 M_1, M_2, \dots, M_n , 计算它们离 λ_1, λ_2 的距离 $d = \text{sqrt}((M_i - \lambda_1) \times (\lambda_2 - M_i)) (i = 1, 2, \dots, n)$, 取使 d 最小的值为分割阈值。如果它们其中有两个值

的 d 同为最小, 则取这两个值的均值为 (λ_1, λ_2) 段的分割阈值来分割图像。本文利用此算法考虑了邻域像素的相关性, 使得原图像中目标和背景相互重叠的部分可以区分出来, 更好地实现了从 MR 颅脑图像中对人脑各组织 (脑白质、脑灰质以及脑脊液) 的分割。

3 算法描述

本文以核磁共振 (MR) 颅脑图像作为研究对象。由于 MR 图像存在退化, 因此算法采用以 Gibbs 势团能量的形式引入图像邻域的先验信息, 并重新定义了像素的隶属度函数, 使之不仅仅依赖于像素点的灰度特性, 而且还考虑了类的方差和邻域信息, 建立了模糊的 Gibbs 随机场。并凭借贝叶斯方法得到后验概率的最简化的能量函数, 同时, 以最大后验概率 (Maximum A Posteriori, MAP) 作为分割准则, 采用条件迭代算法来寻求 MAP 的解, 并利用解中的隶属度函数的质心来更新本类中心。最后, 将得到的聚类中心引用到 8 邻域二维直方图中, 找到各类的阈值分割点对图像进行分割。这样对图像的细节能够充分考虑, 使得自动分割更加合理。算法步骤如下。

1) 首先用 K 均值法以灰度为特征对图像进行初始分割, 得到各类的均值和方差: $(v_1, \sigma_1^2; v_2, \sigma_2^2; \dots; v_k, \sigma_k^2)$, 并把各类均值作为各类初始的聚类中心。

2) 按照式 (3) 得到隶属度矩阵, 建立模糊集 $\mu = \{\mu_{\omega}(y_i) | y_i \in S\}$, 把图像标记场 X 表达为 $X = x = (x_1, x_2, \dots, x_n) = (\frac{\mu_{\omega(y_1)}(y_1)}{\omega(y_1)}, \frac{\mu_{\omega(y_2)}(y_2)}{\omega(y_2)}, \dots, \frac{\mu_{\omega(y_n)}(y_n)}{\omega(y_n)})$, 即: 每一个图像像素点 i 在标记场中都可以模糊表达为 $x_i = \frac{\mu_{\omega(y_i)}(y_i)}{\omega(y_i)} (i \in S, 1 \leq \omega(y_i) \leq k, 0 \leq \mu_{\omega} \leq 1)$ 。

3) 根据式 $U_1(x_i | x_j) = \sum_{j \in N_i} \gamma V(x_i, x_j)$ 来计算标记场的先验 Gibbs 势能量。

4) 根据标记场每类像素的似然函数服从高斯分布的假设, 定义似然能量为:

$$U_2(y_i | x_i) = \frac{(y_i - v_{\omega_i})^2}{2\sigma_{\omega_i}^2} + \lg \sqrt{2\pi}\sigma_{\omega_i} \quad (8)$$

5) 根据贝叶斯规则, 得到后验概率的简化的能量:

$$E(x_i | y_i) = U_2(y_i | x_i) + U_1(x_i | x_j) \quad (9)$$

6) 使用条件迭代法 (Iterated Conditional Mode, ICM), 根据最大后验概率准则 (后验能量最小) 得到像素的类归属:

$$x_i = \frac{\mu_i}{\omega_i} = \arg \min_{1 \leq \omega_i \leq k, 0 \leq \mu_i \leq 1} E(x_i | y_i) \quad (10)$$

7) 利用隶属度函数的质心来更新本类均值 (类中心), 由同类的像素点来更新方差, 即:

$$v_j = \frac{\sum_{i \in S} \mu_{ij}^m(y_i) y_i}{\sum_{i \in S} \mu_{ij}^m(y_i)} \quad (11)$$

$$\sigma_j^2 = \frac{\sum_{i \in S} (y_i - v_j)^2 I_A(y_i)}{\sum_{i \in S} I_A(y_i)} \quad (12)$$

其中: m 为模糊加权指数, $A = \{y_i | \omega(y_i) = j\}$, $I_A = \begin{cases} 1, & x_i \in A \\ 0, & x_i \notin A \end{cases}$ 。

8) 计算 $E^{(t)} = \sum_{i \in S} E(x_i | y_i)$, 判断 $|E^{(t)} - E^{(t-1)}| \leq \varepsilon$, 即聚类结果是否收敛, 如果收敛则跳到 9), 否则转 2) (ε 为迭代截止误差)。

9) 把收敛的类中心引用到 8 邻域二维直方图中, 用二维直方图多阈值分割法进行分割。

4 实验及结果分析

为验证该算法的有效性, 采用人工图像和真实的含多目标的 MR 脑部图像对本文算法进行测试实验, 并与 FCM 算法进行比较。由于本文主要研究的是基于模糊聚类的图像分割算法, 所以聚类的有效性是评价分割质量的一项重要指标, 因此, 选用划分系数和划分熵作为两个聚类的有效性函数对实验结果进行评价。划分系数和划分熵分别定义为:

划分系数:

$$F(U, C) = \frac{1}{n} \sum_{i \in S} \sum_{j=1}^k (\mu_{ij})^2 \quad (13)$$

划分熵:

$$H(U, C) = -\frac{1}{n} \sum_{i \in S} \sum_{j=1}^k \mu_{ij} \log(\mu_{ij}) \quad (14)$$

其中令 $\mu_{ij} = 0$ 时, 有 $\mu_{ij} \log(\mu_{ij}) = 0$ 。好的聚类结果应当是划分成合适聚类类别, 而且类间有较好的分离度, 此时的分类结果对应于较大的划分系数和较小的划分熵。

实验一 人工图像的测试。

图 2(a) 显示了一幅大小为 64×64 的人工图像, 共有 4096 个像素点, 含三种像素灰度级, 它们分别为 0、179、255。为了更好地测试算法分类的有效性和抗噪性, 将人工图像分别加入两种强度不同的高斯噪声, 即均值为 0, 方差为 0.006 和均值为 0, 方差为 0.05 的高斯噪声(图 2(b)), 并采用模糊 C 均值(Fuzzy C-Means, FCM)算法、模糊 Gibbs 随机场聚类法

及模糊 Gibbs 随机场聚类二维直方图法对两幅含噪声的图像进行分割, 分割结果分别如图 2(c)~(e) 所示。其中类别数 $k=3$, 模糊加权指数取 $m=2$, 迭代截止误差取 $\varepsilon=0.01$ 。从图中可以明显看出, 由于噪声的干扰, FCM 算法虽然能把图像分割为三类, 但分割结果中的误分像素点很多; 而模糊 Gibbs 随机场聚类法及模糊 Gibbs 随机场聚类二维直方图法由于考虑了邻域像素的空间信息而提高了抗噪性, 只有很少的错分点, 比 FCM 算法有明显改善。

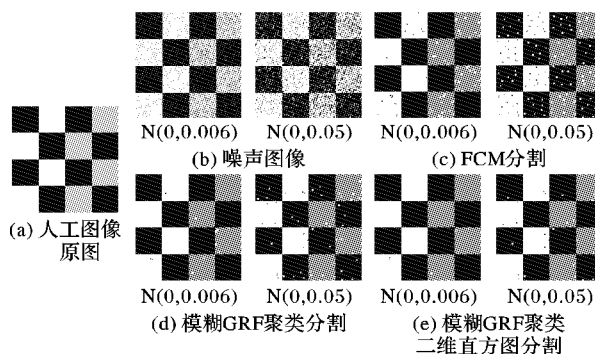


图2 人工图像的测试结果

表 1 给出了三种算法对两种高斯噪声图像分割结果的定量描述。从表中可以看出模糊 Gibbs 随机场聚类法及模糊 Gibbs 随机场聚类二维直方图法的分割准确率相对于传统 FCM 算法大大提高, 分割结果更为精确, 它们与 FCM 算法相比, 具有更大的划分系数和更小的划分熵, 因此, 模糊 Gibbs 随机场聚类法及模糊 Gibbs 随机场聚类二维直方图法要好于 FCM 算法。其中, 模糊 Gibbs 随机场聚类二维直方图法的结果优于模糊 Gibbs 随机场聚类法, 当高斯噪声强度增加时, 两种算法的结果有明显区别, 也就是说, 在引入二维直方图后抗噪性更强, 分割更为合理。

表1 各算法对含两种高斯噪声的人工图像的聚类指标

算法	错分点数		划分系数		划分熵	
	N(0, 0.006)	N(0, 0.05)	N(0, 0.006)	N(0, 0.05)	N(0, 0.006)	N(0, 0.05)
FCM 算法	69	109	0.923 4	0.869 2	0.161 5	0.237 5
模糊 GRF 聚类法	10	62	0.966 0	0.925 7	0.111 2	0.159 3
模糊 GRF 聚类二维直方图法	6	29	0.972 1	0.952 5	0.097 6	0.128 6

实验二 真实 MR 脑部图像的测试。

实验采用了两幅大小为 256×256 的真实 MR 脑部图像(图 1(a)), 由于大脑的各组织都集中在脑核内部, 为了对脑部各组织进行更好的分割, 在对图像分割之前, 本文先对原始图像做了预处理, 去除颅骨的影响, 保留了脑核部分(如图 3(a))。实验分别采用 FCM 算法、模糊 Gibbs 随机场聚类法及模糊 Gibbs 随机场聚类二维直方图法对其进行分割。在实验中, 取聚类的类别数 $k=4$, 即将脑部组织分成脑白质、脑灰质、脑脊液和背景四个部分, 模糊加权指数取 $m=2$, 迭代截止误差取 $\varepsilon=0.01$ 。实验的分割结果如图 3(b)~(d) 所示。

从分割结果可以看出, 传统的 FCM 算法抗噪能力差, 分割结果中含有大量的噪声点, 分割后的区域一致性较差(如

图 3(b)); 而由于考虑到邻域像素的作用, 模糊 Gibbs 随机场聚类算法对噪声具有较强的抑制作用, 其分割的结果优于 FCM 的结果, 但边缘同时也产生了一些毛刺, 甚至细小的地方产生了不连续(如图 3(c)); 而经过模糊 Gibbs 随机场聚类算法处理后的图像再采用二维直方图多阈值法进行分割一致性更好, 结果更加合理(如图 3(d))。从表 2 所示的聚类有效性函数的定量分析来看, 模糊 Gibbs 随机场聚类二维直方图算法也明显优于传统 FCM 算法和模糊 Gibbs 随机场聚类算法, 它具有更大划分系数和更小的划分熵, 即分割结果具有较大的分类确定性和较小的模糊性。

本文的实现环境为 AMD Athlon 2, 256 MB 内存, VC++ 6.0 编程, Windows XP SP3 系统。

表2 各算法对脑部 MR 图像的聚类指标

算法	划分系数		划分熵	
	MR1 脑核图像	MR2 脑核图像	MR1 脑核图像	MR2 脑核图像
FCM 算法	0.836 6	0.789 4	0.269 7	0.317 4
模糊 GRF 聚类算法	0.852 3	0.813 9	0.243 6	0.276 1
模糊 GRF 聚类二维直方图分割	0.871 4	0.826 7	0.227 8	0.259 7

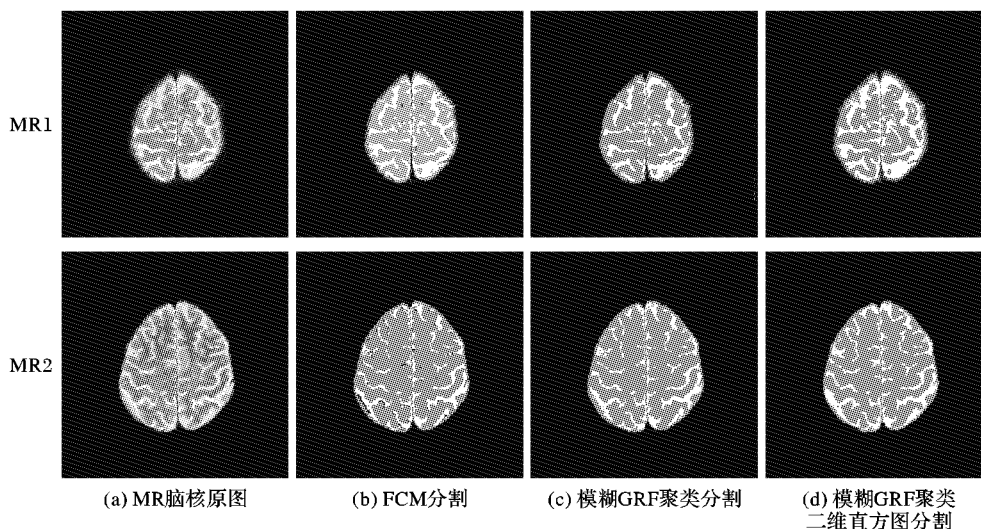


图3 两幅 MR 脑核部分图像分割结果

5 结语

本文将模糊集和 Gibbs 随机场模型结合起来应用到 MR 脑部图像的分割算法中,并引入二维直方图,提出了基于模糊 Gibbs 随机场聚类二维直方图的分割方法。根据上述对人工图像和真实 MR 脑部图像分割的实验结果及分析可以得到以下结论:

1) 本文提出的分割算法利用了类均值、类方差及邻域属性对隶属度函数进行定义,并且建立了模糊 Gibbs 随机场,弥补了 FCM 算法空间信息的缺失,有效抑制了噪声,提高了分割的准确性;

2) 本文通过图像的二维直方图多阈值分割方法获得了更多的图像原始空间信息,消除了图像边缘在图像分割中产生的细小毛刺及不连续的现象,提高了分割的精度;

3) 本文所提出的算法相对于 FCM 算法在噪声的鲁棒性、结果的准确性及平滑性都有了很大的提高。

参考文献:

- [1] 廖亮,林土胜,李碧,等. 基于模糊 Gibbs 场和模糊 C 均值聚类的脑部磁共振图像的分割[J]. 生物医学工程学杂志, 2008, 25(6): 1264 - 1270.
- [2] 王培真,陈震南. 基于二维阈值化与 FCM 相混合的图像快速分割方法[J]. 中国图象图形学报, 1998, 3(9): 735 - 738.
- [3] 颜刚,陈武凡,冯衍秋. 广义模糊 Gibbs 随机场与 MR 图像分割算法研究[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(9): 1082 - 1088.
- [4] 田杰,曾建潮. 基于 QPSO 的二维模糊最大熵图像阈值分割方法[J]. 计算机工程, 2009, 35(3): 230 - 232.
- [5] FU K S, MUI J K. A survey on image segmentation [J]. Pattern Recognition, 1981, 13(1): 3 - 16.

(上接第 2796 页)

利用傅里叶变换来提高 H. 264 编码的速度具有很高的

实际应用价值,下一步的工作就是把该方法移植到视频编码芯片上,在硬件上完成 H. 264 的快速编码。

表1 实验结果

视频序列	QP = 28			QP = 32		
	SNR Y/dB	编码时间/%	码率/%	SNR Y/dB	编码时间/%	码率/%
Miss	-0.15	-45.7	3.18	-0.17	-44.5	3.31
Claire	-0.01	-41.1	3.20	0	-40.8	3.12
Alciyo	-0.15	-27.3	2.76	-0.16	-27.1	2.93
Hall_Objects	-0.02	-22.8	1.08	-0.01	-22.5	1.34
Foreman	-0.01	-16.5	0.51	-0.03	-16.2	0.62
平均	-0.06	-30.6	2.15	0.07	-30.2	2.26

参考文献:

- [1] ITU-T Rec H. 264ISO/IEC 14496-10 AVC-2003, Draft ITU-T recommendation and final draft International standard of joint video specification [S]. ITU-T, 2003.
- [2] WIEGAND T, GARY J, SULLIVAN G J, *et al.* Overview of the H. 264/AVC video coding standard [J]. IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, 2003, 13(7): 560 - 576.
- [3] PAN FENG, LIN XIAO, SUANTO R, *et al.* Fast mode decision algorithm for intra prediction [EB/OL]. (2003 - 03 - 15) [2009 - 02 - 16]. <http://ftp3.itu.ch/av-arch/jvt-site/203-03-Pattaya/>.
- [4] PAN FENG, LIN XIAO, RAHARDIA S, *et al.* Fast mode decision algorithm for intra prediction in H. 264/AVC video coding [J]. IEEE Transactions on Circuit and System for Video Technology, 2005, 15(7): 813 - 822.
- [5] MENG BO-JUN, AN O C, WONG C W, *et al.* Efficient intra-prediction mode selection for 4 × 4 blocks in H. 264 [C]// ICME03: Proceedings of the 2003 International Conference on Multimedia and Expo. Washington, DC: IEEE, 2003: 521 - 8524.
- [6] 贾克斌,谢晶,方晟. 一种基于自相关法的 H. 264/AVC 高效帧内预测算法 [J]. 电子学报, 2006, 34(1): 152 - 154.
- [7] JVT reference software JM8. 6 [CP/OL]. [2009 - 03 - 12]. <http://blogimg.chinaunix.net/blog/upfile2/0909291406-54.zip>.