

基于有偏场的适配模糊聚类分割算法

罗述谦 唐宇

(首都医科大学生物医学工程系, 北京 100054)

(中国科学院自动化研究所模式识别国家重点实验室, 北京 100080)

摘要 近年来提出了许多监督和非监督模式识别技术用于磁共振图象的组织分类和定量分析, 但是, 这些方法的精度受到图象灰度不均匀性的严重影响. 对于那些受灰度不均匀性影响的图象, 如磁共振图象(MRI), 提出了一种新的基于有偏场的适配模糊聚类算法(BAFCM)来产生它们的分割结果. 该算法通过修改 C-means 模糊算法中的目标方程, 引入了描述灰度不均匀性的增益场, 通过将增益场转化为有偏场的计算, 避免了 AFCM 中为保证增益场平滑缓慢变化引入的第一阶和第二阶正则项空间改变的二阶差分方程的复杂计算. 其不仅对图象的灰度不均匀性进行了校正, 而且实现了脑组织图象的快速全自动分割.

关键词 磁共振图象 组织分类 有偏场 适配模糊聚类分割

中图分类号: TP391.41 R445-39 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2002)02-0111-04

A Bias Based Adaptive Fuzzy Segmentation Algorithm

LUO Shu-qian, TANG Yu

(Dept. of Biomedical Engineering, Capital University of Medical Sciences, Beijing 100054)

(NLPR, Institute of Automation Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Abstract A number of supervised and unsupervised pattern recognition techniques have been proposed in recent years for the tissue segmentation and quantitative analysis of magnetic resonance images. However, the accuracy of these methods is affected seriously by the intensity inhomogeneities of images. In this paper, We present a novel algorithm (BAFCM) for fuzzy segmentations of images that are subject to intensity inhomogeneities, such as magnetic resonance image. The algorithm is formulated by modifying the objective function in the fuzzy c-means algorithm to include a gain field, which models image intensity inhomogeneities. First and second order regulation terms in AFCM algorithm ensure that the gain field is both slowly varying and smooth, but increase complexity of computation greatly. Instead of computing gain field, we compute bias field first, then convert bias field to gain field. With BAFCM, we can correct the intensity inhomogeneities and implement fast classification of human brain tissue of MR image automatically.

Keywords Magnetic resonance imaging, Tissue classification, Bias field, Fuzzy C-means image segmentation

0 引言

在核磁共振图象(MRI)的应用中, 通常都要求将体积图象分割为不同的组织类型. 近年来, 由于比传统的分割算法可保留更多的原始图象信息, 模糊分割算法越来越受到人们的关注. 特别是模糊聚类算法(FCM)在磁共振图象上获得了成功的应用. 然

而, FCM 算法在消除由 MR 图象不均匀性产生的伪迹方面几乎无能为力.

在实际应用中, 受 RF 线圈、MR 设备等操作环境的影响, 图象的灰度均匀性变差, 这个附加的偏移场(bias field), 使信号发生了混淆而形成伪迹. 其表现为图象上同一组织的象素灰度沿空间呈缓慢平滑的变化.

对灰度不均匀图象的分割一般有两种方法: 一

种是先独立地对灰度不均匀区进行校正,而后运用某一种分割算法进行分割.这种方法会使得分割后的图象不同程度地丢失原图象的信息,造成失真;另一种方法是在进行图象分割的同时,对灰度不均匀性进行补偿,一般会得到优于前者的分割结果.

本文介绍的“基于有偏场的适配模糊聚类算法”(Bias based adaptive fuzzy C-means,BAFCM)是对 AFCM 算法的改进.该算法能够校正扫描间和扫描内部的灰度不均匀性,并基本达到全自动分割 MR 图象数据,使得分割结果更加准确.在 AFMC 算法中,增益场的计算采用了为保证增益场平滑缓慢变化而引入的第一阶和第二阶正则项的空间改变的二阶差分方程.该方程的迭代求解十分复杂费时,即使使用所谓修正的多栅格迭代算法,也无法在微机上实现.本文中,用一个附加在增益场上的偏移场来描述灰度的不均匀性,将增益场计算转化为对有偏场的计算,使算法大大地简化,提高了迭代的速度.

1 方法

1.1 模糊聚类分割算法(FCM)

FCM 算法的目标函数如下式所示.目的是寻求合适的隶属度 μ 和中心点 v 使其最小化

$$J_{FCM} = \sum_{j \in \Omega} \sum_{k=1}^C \mu_{jk} \|y_j - \bar{v}_k\|^2 \quad (1)$$

式中, Ω 是图象全部象素点的集合, μ_{jk} 是第 j 个象素点属于第 k 类组织的隶属度,满足约束条件 $\sum_{k=1}^C \mu_{jk} = 1$ (C 为组织类别数), y_j 是第 j 个象素点的灰度值, \bar{v}_k 是第 k 类组织的中心灰度.参数 q 是隶属度的加权指数,它决定分类结果的模糊程度,这里 q 取 2.符号 $\|\cdot\|$ 表示内积的模,表达式为 $\|\cdot\| = \sqrt{\langle \cdot, \cdot \rangle}$.当灰度值靠近某类中心点灰度值的象素点被赋予较高的隶属度,而那些灰度值远离某类中心点灰度值的象素点被赋予较低的隶属度时,式(1)收敛.通过将某类隶属度高的象素归于相应的类别中,可获得较为清晰的分类结果.FCM 的优点在于它的非监督性(例如它不需要训练数据)和它对初始条件的强健性.然而,FCM 要求图象的中心点在空间上是恒定不变的,这对于灰度不均匀的 MR 图象是不实际的.

1.2 适配模糊聚类分割算法(AFCM)

AFCM 算法既继承了 FCM 算法的全部优点,

同时又校正了图象灰度不均匀性引起的影响,可以对 MRI 图象进行较好的分割.AFCM 算法的目标函数是^[1]

$$J_{AFCM} = \sum_{j \in \Omega} \sum_{k=1}^C \mu_{jk} \|y_j - g_j \bar{v}_k\|^2 + \lambda_1 \sum_{j \in \Omega} \sum_{r=1}^N (D_r * g)^2 - \lambda_2 \sum_{j \in \Omega} \sum_{r=1}^N \sum_{s=1}^N (D_r * D_s * g)^2 \quad (2)$$

式中, N 为图象维数, g_j 是未知的增益场, D_k 是在图象上第 k 维方向的有限差分算子, $(D * g)$ 是在第 j 个象素上 g 与差分核(difference kernel) D 的卷积.根据各类中心点在空间上随着增益场的变化而变化的假设,式(2)对灰度不均匀性建模.式(2)的最后两个正则化项保证了增益场 g_j 在空间上是连续平滑变化的.若将正则系数 λ_1 和 λ_2 取得足够大,那么当算法收敛时,增益场的变化量会很小,相当于趋于一个常量.在计算目标函数最小化过程中,因后两项近乎常数故影响可忽略,式(2)便退化到了式(1).

AFCM 算法目标函数计算的迭代过程中,要用到下式计算新的增益场 g_j ,

$$\sum_{k=1}^C \mu_{jk} \langle y_j, \bar{v}_k \rangle = g_j \sum_{k=1}^C \mu_{jk} \langle \bar{v}_k, \bar{v}_k \rangle + \lambda_1 (H_1 * g) + \lambda_2 (H_2 * g) \quad (3)$$

其中,

$$H_1 = \sum_{r=1}^N (D_r + \hat{D}_r),$$

$$H_2 = \sum_{r=1}^N \sum_{s=1}^N ((D_r * D_s) + (\hat{D}_r * \hat{D}_s)),$$

式中, \hat{D} 表示有限差分算子 D 的镜向反射算子.

式(3)是空间变化(space varying)的差分方程,一般需用 Jacobi 或 Gauss-Seidel 方法求解,计算量极大.即使使用多栅格(multigrid)算法或修正的多栅格算法也无法在微型计算机上实现.

1.3 基于有偏场校正的适配模糊聚类分割算法(BAFCM)

由于受 RF 线圈或采样序列的影响,或受 MR 设备的状态及操作环境的影响,图象的灰度均匀性变差,相当于在增益场上叠加了一个偏移场.利用增益场 g_j 和有偏场 β_j 的关系,可以很容易地计算出新的增益场的分布.

根据增益场的性质,利用下式可以实现有偏场与增益场的转换:

$$g_j = \frac{\hat{\beta}_j}{v_k} + 1 \quad (4)$$

式中, $\hat{\beta}_j$ 表示 β_j 的估计值.

为了得到正确的组织分类, 需对灰度进行校正, 为了将校正过程转化为灰度加“有偏场”的形式, 需要将灰度进行对数转换^[2], 即

$$Y_j = g(y_j) = \ln[y_j] \quad (5)$$

根据条件概率的定义, 灰度和组织类别的联合概率为

$$p(Y_j, \Gamma_j | \beta_j) = p(Y_j | \Gamma_j, \beta_j) p(\Gamma_j) \quad (6)$$

其中, Γ_j 是第 j 个象素的组织类型, β_j 是第 j 个象素的偏移值.

对于 MRI 图象可以假设各象素的灰度是统计无关的, 那么

$$p(Y | \beta) = \prod_j p(Y_j | \beta_j) = \prod_j \sum_{\Gamma_j} p(Y_j, \Gamma_j | \beta_j) \quad (7)$$

应用贝叶斯法则可以得到如下的有偏场后验概率

$$p(\beta | Y) = \frac{p(Y | \beta) p(\beta)}{p(Y)} \quad (8)$$

再根据最大后验概率 (MAP) 原则, 用最大后验概率的 β 值来估计有偏场:

$$\hat{\beta} = \arg \max_{\beta} p(\beta | Y) \quad (9)$$

后验概率最大的必要条件是概率对 β 的梯度为零. 根据等价的代数形式的零梯度条件可以推得

$$\hat{\beta} = H \bar{R} \quad (10)$$

其中, 线性算子 H 定义为

$$H = [\psi^{-1} + \psi_0^{-1}]^{-1} \quad (11)$$

ψ_0^{-1} 为有偏场的逆协方差.

平均残差为

$$\bar{R}_j = \sum_k \mu_{jk} \psi_k^{-1} (Y_j - V_k) \quad (12)$$

平均逆协方差为

$$\overline{\psi_j^{-1}} = \begin{cases} \sum_k \mu_{jk} \psi_k^{-1} & \text{如果 } i = j \\ 0 & \text{其他情况} \end{cases} \quad (13)$$

其中, 各类组织的均值和协方差的经验值为

$$V_k = \frac{1}{n_k} \sum_n Y_{nk} \quad (14)$$

$$\psi_k = \frac{1}{n_k} \sum_n (Y_{nk} - V_k)(Y_{nk} - V_k)^T \quad (15)$$

值得注意的是, 在计算有偏场过程中需要将灰度进行对数变换, 而在其他的步骤中, 仍需用原灰度进行计算, 否则会出现错误.

式(10)中 H 的运算, 实质上相当于一个低通滤波器

$$\hat{\beta}_j = \frac{[F \bar{R}]_j}{[F \psi^{-1} L]_j} \quad (16)$$

其中, $L = (1, 1, 1, \dots)^T$. 很明显, 这个滤波器对平均残差是线性的. 这里滤波器算符 F 选用 3×3 圆窗的低通滤波器:

$$\begin{bmatrix} \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \\ \frac{1}{8} & \frac{1}{4} & \frac{1}{8} \\ \frac{1}{16} & \frac{1}{8} & \frac{1}{16} \end{bmatrix}$$

在分析从有偏场 β_j 计算出新的增益场 g_j 过程之后, 总结出 BCAFCM 算法, 步骤如下:

(1) 取 n_k 个第 k 类样本点 $v_{nk}, n = 1, \dots, n_k, k = 1, \dots, C$, 令 $q = 2$, 增益场初值 $g_j = 1, j \in \Omega$.

(2) 计算各类中心点 (即样点均值):

$$\bar{v}_k = \frac{1}{n_k} \sum_n v_{nk} \quad (17)$$

(3) 利用下式求隶属度

$$\mu_{jk} = \frac{|y_j - g_j \bar{v}_k|^{-2/(q-1)}}{\sum_{k=1}^C |y_j - g_j \bar{v}_k|^{-2/(q-1)}} \quad (18)$$

其中, $j \in \Omega, k = 1, \dots, C$.

(4) 利用下式求新的中心点灰度

$$\bar{v}_k = \frac{\sum_{j \in \Omega} \mu_{jk} g_j y_j}{\sum_{j \in \Omega} \mu_{jk} g_j^2}, k = 1, \dots, C \quad (19)$$

(5) 用式(16)计算有偏场 β_j ; 用式(4)计算增益场 g_j .

(6) 若所有中心点变化的平方和小于给定的阈值, 则认为算法收敛, 迭代结束. 否则, 返回第 3 步继续迭代. 经过反复实践, 确定阈值为 0.01.

2 结果与讨论

BAFCM 算法是用 Visual C++ 编程, 在 Celeron 466A 计算机上实现的. 初始样点根据各类组织的先验知识, 由人工选取. 在各类样点数为 20 个的条件下, 一般迭代 20~25 步即可达到稳定的估计值.

2.1 数据来源

采用加拿大蒙特利尔神经研究所 (MNI) McConnell 图象中心提供的 3 维 MRI 人脑数据库^[3]. 其数据定义在 Talairach 空间, 起始坐标为 $-90, -160, -72(x, y, z)$, 共包括 $181 \times 217 \times 181$

$(X \times Y \times Z)$ 个体素,从头骨顶部至枕骨大孔底部共181层,层厚为1mm.因为这是对同一受试者进行27次扫描然后平均得到的,所以具有较高的信噪比,使用者可根据层厚(5种)、噪声水平(6种)、灰度非均匀度水平(3种)3个参数选择T1或T2或PD象,及背景、脑脊液、灰质、白质、脂肪等共10种分类组织图象.因已知各类组织的分布情况,并可独立选择参数,所以该数据库可作为组织分类算法评估的金标准.

2.2 样本点的选取

AFCM算法需要选取样点的灰度值作为其初始条件.同FCM算法一样,BAFCM对样点的选取是相当强健的,然而,适当的选取样点可以大大地提高迭代的速度和分割的准确性.考虑到分割的可控制性和简便性,这里采用手动提取样点的方法,样点共分为灰质(GM)、白质(WM)、脑脊液(CSF)、皮下组织(FAT)和背景(BG)5类,鉴于分类的准确性和迭代速度,每类样点以选取20个为宜.选取过程中,样点不宜过分集中,应考虑灰度的变化,组织边缘和内部都应选取适当数目的样点,以保证分割结果的真实性.

2.3 分类结果

图1为用BAFCM算法对第85层T1加权MR图象分割所产生的分类结果同标准图的比较,从左至右依次为脑脊液、白质、灰质及皮下组织.所谓标准图是指MNI经多种分割算法计算所产生的最佳结果,后经多位具有丰富经验的神经解剖专家手工绘制所产生的公认的“金标准”.与FCM算法及一般的聚类算法相比,在组织分割的灵敏度、特异度和准确度的计算方面,BAFCM算法均有所提高;由于通过有偏场来计算增益场,所以使AFCM算法得以在微机上快速实现.

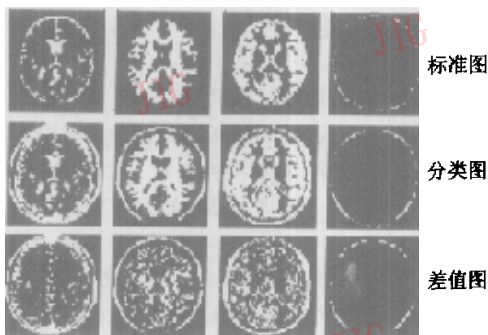


图1 T1加权MR图象分类结果与标准分类的比较

由于本算法除样点的选取外,全部过程为自动分割,所以,对灰度相近的不同组织,无法自动予以鉴别和剔除,会产生一定的误差.这也是所有基于图象灰度的聚类分割算法无可避免的不足之处.

3 结论

基于有偏场的适配模糊聚类算法(BAFCM)是对AFCM算法的改进.MR成像过程中,受RF线圈或采样序列的影响经常会引起MR图象的灰度不均匀性.对灰度不均匀性较严重的图象,通常要进行校正.使用BAFCM算法,既能实现校正偏移场的作用,又能通过将增益场转化为偏移场的计算,使复杂的计算通过简单迭代实现,同时保留AFCM的优点.分类结果用MNI标准数据库测试,结果可靠,与FCM算法及一般的聚类算法相比,在组织分割的灵敏度、特异度和准确度的计算方面,BAFCM算法均有所提高;由于通过有偏场来计算增益场,因此算法大大地简化,提高了迭代的速度,使AFCM算法得以在微机上快速实现.目前,该方法已应用在3D Slicer人脑重构的预处理工作中做脑组织分割.

参考文献

- 1 Pham D L, Prince J L. An adaptive fuzzy C-means algorithm for image segmentation in the presence of intensity inhomogeneities [J]. Proc. SPIE Medical Imaging, New York, USA, 1998, 3338:555~563.
- 2 李响,罗述谦.多谱MR脑图象的组织分类[J].中国生物医学工程学报,1999,18(3):289~294.
- 3 Collins D L, Zijdenbos A P. Design and construction of a realistic digital brain phantom [J]. IEEE Trans. Medical Imaging, 1998,17(3):463.



罗述谦 首都医科大学生物医学工程系教授,博士生导师,中国医药信息学会医学图象专业委员会主任委员.主要研究方向为模式识别、人工智能、医学图象处理与分析.发表论文90余篇.



高 宇 首都医科大学生物医学工程系毕业,2000年获学士学位,现在生物医学工程系医学图象实验室工作.