

基于各向异性滤波和空间FCM的 MRI图像分割方法*

曾文权, 何拥军[†], 崔晓坤

(广东科学技术职业学院 计算机工程技术学院, 广东 珠海 519090)

摘要: 针对具复杂目标和边界模糊的MRI图像中多感兴趣区域的分割中分割MRI图像软组织难的问题,提出了一种基于各向异性滤波和空间模糊C-均值聚类(SFCM)的MRI图像分割方法;用新型各向异性滤波对图像进行预处理,解决去噪平滑的同时弱化图像细节的问题;用邻域空间信息设计空间函数,改进传统FCM的目标函数;用图像的空间信息实现图像各目标准确分类、有效解决孤立区域的正确归类问题,进而使分割区域完整;用直方图拟合曲线初始化分类数和初始聚类中心,加快算法迭代到最优解,进而减少运行时间。通过实验证实了各向异性滤波和空间FCM的MRI图像分割方法的综合应用显著提高了分割灰度重叠、目标不连续和目标边界模糊的MRI图像的分割效果。

关键词: 磁共振成像; 图像分割; 各向异性扩散; FCM; 空间FCM

中图分类号: TP391 **文献标志码:** A **文章编号:** 1001-3695(2014)01-0316-05

doi:10.3969/j.issn.1001-3695.2014.01.075

MRI image segmentation method based on anisotropic diffusion and spatial FCM

ZENG Wen-quan, HE Yong-jun[†], CUI Xiao-kun

(College of Computer Engineering Technical, Guangdong Institute of Science & Technology, Zhuhai Guangdong 519090, China)

Abstract: To resolve the difficult problem of soft tissue segmentation of MRI images of the segmentation of the multi target region of interest in the MRI images with complex targets and fuzzy boundary, this paper proposed a novel MRI image segmentation method, based on anisotropic diffusion and spatial fuzzy C-means clustering (SFCM). It preprocessed the images using the nonlinear and anisotropic diffusion, resolving the problem of weakening the image details while removing the noise. It designed space function combining with the neighborhood space, improving traditional FCM objective function. It used the spatial information of the image to achieve the accurate classification of every object in image was an effective solution to the isolated area correctly classified. After that, it obtained complete and continuous segmented regions. Finally, it utilized the fitting curve of histogram to initialize the classification number and the initial cluster centers, accelerating the algorithm iterative to the optimal solution, and also reducing the run time. The experiments show that the possibility of find a best solution is improved by introducing the method of MRI image segmentation method based on anisotropic diffusion and spatial FCM, so as to the processing of MRI images segmentation which has overlapped grayscale, discontinuous objects and fuzzy boundary.

Key words: MRI; images segmentation; anisotropic diffusion; FCM; spatial FCM

0 引言

医学图像在医疗诊断和疾病治疗中的作用日益显著,医学图像处理是医学三维重建赖以实现的基础。磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)是一种生物磁自旋成像技术,它可以直接做出各个方向的体层图像。它与用X射线进行检查的CT图像相比,显示软组织的能力更强。MRI对检测脑血肿、脑肿瘤、颅内动脉瘤等颅脑常见病非常有效,实现MRI脑部图像中的肿瘤自动提取对医生进行脑部肿瘤临床诊断和治疗具有重要意义^[1]。

医学图像的感兴趣区域分割研究,是医学图像分析中最重

要的基础,也是研究最广泛和最深入的领域。准确、鲁棒和快速的图像分割,是定量分析、三维可视化等后续环节之前的最重要步骤,也为图像引导手术、放疗计划和治疗评估等重要临床应用奠定了最根本的基础^[2]。对于脑组织、脑脊液体积和形状的描述最可靠的方法是分割不同组织所得到的图像,但由于MRI脑部图像具有分辨率高、图像相似、所含信息量大、与解剖及临床的相关性高、存在噪声等特点,目前尚未存在普遍适用的分割方法和标准,大多分割方法是从局部特征出发的^[3]。如基于形变模型的分割^[4],传统的形变模型在分割医学图像时存在初始轮廓定位难、对初始位置敏感等问题,通常难以搜索到图像中深度凹陷区域的边界,分割效果不准确。基于MRF模型^[5],使用图像邻域系统的势团能量定义了标记场

收稿日期: 2013-01-22; **修回日期:** 2013-03-07 **基金项目:** 广东省自然科学基金资助项目(S2011010002537);广东省科技计划项目(2012A030400029)

作者简介: 曾文权(1978-),男,湖北通城人,副教授,硕士,主要研究方向为计算机应用、图像处理和分折;何拥军(1976-),男(通信作者),湖南邵阳人,副教授,硕士,主要研究方向为图像处理(heyj76@163.com);崔晓坤(1979-),男,湖北襄阳人,讲师,硕士,主要研究方向为数学建模、算法分析。

的先验概率,使用 MRF 模型的关键在于参数的估计,而分割性能也往往取决于先验概率函数参数估计的准确程度,但图像的密度概率函数估计难是这种方法应用的难点。尽管 MRI 数据具有种种的优越性,但是由于成像条件的限制和技术的制约,依然不可避免地受到各种退化因素的影响。这些退化因素包括随机噪声、局部容积效应(partial volume effects)和灰度有偏场(intensity bias field)的影响。这些退化因素的存在使得图像灰度的分布具有模糊性和不确定性。此外图像受到局部容积效应的影响,也将造成同类区域中像素灰度分布上的偏差,这种偏差将带来图像灰度的模糊性。

近年来,模糊分割算法由于比硬聚类分割算法能保留更多的原始图像信息,受到人们的极大关注,特别是模糊 C-均值(FCM)聚类算法作为一种无监督聚类算法在 MRI 图像分割领域得到广泛应用。国内外对应用模糊 C-均值聚类算法分割医学图像已进行了大量有益的研究^[6,7],对 MRI 图的 FCM 分割实践也取得了较好的结果。现有的基于 FCM 算法的图像分割算法多是只考虑了像素的灰度信息,忽略了像素之间的邻域信息,且由于采用对噪声较敏感的欧氏距离作为像素与聚类中心距离度量的标准,因此对于信噪比低和具有模糊性的 MRI 图像,分割效果很不理想。而结合空间领域信息的 FCM 算法^[8],大多只考虑在领域上的像素相关性来解决噪声的问题,这种改进方法对具有孤立像素点或孤立块比窗口小的区域具有较好的分割效果,但对于边界模糊、目标不连续以及背景与目标重叠的区域,分割效果并不理想。

针对现有分割算法的不足,本文提出结合各向异性滤波和局部邻域信息的空间 FCM 聚类分割方法。本方法采用新型各向异性扩散进行分割预处理,在滤噪平滑的同时,不损害原信号的强度,能保持图像中的有用细节(如线、边缘等),对不连续的目标具有极大的局部平滑作用,更有利于后续分割;利用直方图拟合曲线确定分类数和聚类初始中心,加快 FCM 迭代到最优解,弥补了本算法计算邻域像素区域的计算量,也减少了算法运行时间;结合像素点的局部邻域信息,对较小孤立区域具较好的分割效果。相对于传统 FCM 聚类算法,本文算法对噪声具有较高的鲁棒性,适合于目标复杂的 MRI 图像中模糊的软组织分割。

1 各向异性滤波新模型

传统的滤波器虽然较好地滤掉噪声和平滑图像,但却损害原信号的强度,不能保持图像中的有用细节(如线、边缘等),不利于后续图像分割,也无法满足医学图像的处理具有数据量大、实时性强的特点^[9]。基于滤波的原则:尽最大可能地保持信号不受到损失,同时还要尽可能除去噪声。本文采用新型的各向异性扩散模型进行滤噪平滑预处理。

P-M 扩散方程的表达式为

$$\begin{cases} \frac{\partial u(x,y;t)}{\partial t} = \text{div}(c(l|\nabla u|) \cdot \nabla u) & t > 0 \\ u(x,y;0) = u_0(x,y) & t = 0 \end{cases} \quad (1)$$

其中: ∇u 表示图像的梯度,表示为 $\nabla u = (u_x, u_y)$; $u_0(x,y)$ 为初始图像; $c(l|\nabla u|)$ 称为扩散系数函数,它是梯度幅值的减函数,即梯度大的地方,扩散系数小,或反之。这就形成为方向性的自适应扩散,即与图像局部梯度有关的扩散滤波。

Yu 等人^[10]分析了 Lee 滤波器和 P-M 各项异性扩散滤波器的关系,提出了针对斑点噪声的各向异性扩散滤波器(SRAD)。

$$\begin{cases} \partial u(x,y;t)/\partial t = \text{div}[c(q) \nabla u(x,y;t)] \\ u(x,y,0) = u_0(x,y) \\ (\partial u(x,y;t)/\partial n)|_{\partial\Omega} = 0 \end{cases} \quad (2)$$

其中: $\partial\Omega$ 定义 Ω 的边界, n 为 $\partial\Omega$ 的法向量, q 是瞬态方差系数。

$$q(x,y;t) = \sqrt{\frac{\frac{1}{2}(\frac{\nabla u}{u})^2 - (\frac{1}{4^2})(\frac{\nabla^2 u}{u})^2}{(1 + \frac{1}{4} \frac{\nabla^2 u}{u})^2}} \quad (3)$$

选取扩散系数为

$$c(q) = \frac{1}{1 + [q^2(x,y;t) - q^2 0(t)] / [q_0^2(t)(1 + q_0^2(t))]} \quad (4)$$

其中:

$$q_0^2(t) = C_u^2 = \text{var}(z') / (z')^2 \quad (5)$$

$\text{var}(z')$ 和 z' 分别是图像均匀区域的方差和均值。

为了避免产生板块效应、模糊弱边界与细节等问题,参考文献[11],采用一个 S 型函数作为扩散系数:在同质区域中,采用各向同性扩散,避免了板块效应;在结构性区域中,扩散速度变化敏感,同时以更快趋向于 0 的速度扩散,因此,提高了该区域的分辨率,达到增强细节和弱边界以及保留边界的锐利性的目的。

新的扩散系数为

$$c(l|\nabla u|) = 1 - \frac{1}{1 + \exp\{-k(q^2 - \beta q_0^2)\}} \quad (6)$$

其中: $k > 0$, 是一个可调整的整数,用来控制扩散系数的下降速度,称为速度控制系数; β 称为同质区域控制系数。扩散系数除以最大值进行归一化:

$$c(q) = \left[1 - \frac{1}{1 + \exp\{-k(q^2 - \beta q_0^2)\}} \right] \left/ \left[\frac{1 + \exp(k\beta q_0^2)}{\exp(k\beta q_0^2)} \right] \right. \quad (7)$$

2 基于邻域信息的空间 FCM 算法

2.1 标准 FCM 聚类算法

模糊 C-均值(FCM)聚类算法是基于目标函数的聚类方法^[12,13],通过目标函数的迭代优化算法,使得准则函数在区域内达到全局最优化解。其基本思路为:将数据集 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\} \in R^m$ 分为 C 类,设 $x_k = \{x_{k1}, x_{k2}, \dots, x_{kp}\}$ 为 p 维特征向量。模糊 C-均值聚类是通过最小化隶属度矩阵 U 和聚类中心矩阵 V 的目标函数 $J_m(U, V)$ 来实现的:

$$J_m(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c (u_{ik})^m d_{ik}^2(x_k, v_i) \quad (8)$$

其中: u_{ik} 为第 k 个像素对第 i 类的隶属度; $U = \{u_{ik}\} \in R^m$ 为隶属度矩阵; $V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$ 为 C 个聚类中心集; $2 \leq c \leq n, m \in [1, \infty)$ 为模糊顺取指数,它控制数据划分过程的模糊程度。

第 k 个样本到第 i 类中心的距离定义为

$$d_{ik}^2(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\|_A^2 = (x_k - v_i)^T A (x_k - v_i) \quad (9)$$

其中: A 为 $p \times p$ 的正定矩阵,当 $A = I$ 时, $d_{ik}^2(x_k, v_i)$ 为欧氏距离。

FCM 是通过反复迭代优化目标函数式(10)来实现的,执行步骤如下:

- 初始化聚类中心 $V = \{v_1^{(0)}, v_2^{(0)}, \dots, v_c^{(0)}\}, l = 0$ 。
- 计算隶属度矩阵, $k = 1, 2, 3, \dots, n$:

$$u_{ik} = 1 / \sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \quad (10)$$

c)更新聚类中心:

$$v_i^{(l+1)} = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^m)^{(l)} x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik}^m)^{(l)}}, i=1,2,3,\dots,c \quad (11)$$

d)选取合适的矩阵范数(如欧几里德距离),比较 $J_m^{(l)}$ 和 $J_m^{(l+1)}$,若 $\|J_m^{(l+1)} - J_m^{(l)}\| < \varepsilon$,则停止迭代;否则 $l = l + 1$,转到步骤 b)。

2.2 改进的基于邻域信息的 FCM 算法

MRI 图像的软组织亮度不均匀、同质区域不相通和光照强度差异等特点,致使应用经典的图像分割方法难以解决软组织分割。为了解决上述问题,本文结合邻域信息改进经典 FCM 算法。一幅图像重要的特征之一是相邻像素点具有高相关性。这些相邻的像素点拥有相似的特征值,属于相同类别的可能性很大。这些空间关系对于聚类来说是非常重要的,但它并没有应用在标准的 FCM 算法中^[14]。参考文献[15, 16],本文结合空间邻域信息修改目标函数,新算法简称为空间 FCM(SFCM)。

本文结合局部空间邻域信息和局部灰度信息,以基于局部模板各像素到中心像素的距离来控制局部邻域信息对中心像素的影响,以提高 FCM 的鲁棒性和抗噪能力。首先,以像素点 x_i 为中心的 $N \times N$ 窗口取得邻域信息,定义空间函数为

$$G_{ki} = \sum_{\substack{j \in N_i \\ j \neq i}} \frac{1}{d_{ij} + 1} (1 - u_{kj})^m \|x_j - v_k\| \quad (12)$$

其中: i 是局部窗口的中心像素(如 3×3); k 是某类的中心; j 是局部窗口中的非中心像素点; d_{ij} 是像素点 i 和像素点 j 的欧氏距离; u_{kj} 表示像素 j 属于 k 类的隶属度; m 是模糊权重参数; v_k 是初始化各类中心。

对于图像中灰度平坦区域,该区域像素点与 k 类中心越相近,那 G_{ki} 值越小,这样空间函数对聚类作用效果很小,保持原先聚类结果不变;相反,对于孤立像素点或小于局部窗口的小块,它的 G_{ki} 值很大,对聚类结果影响明显。因此,引入此空间函数后,在聚类过程中保持图像平坦区域的同时,又能把孤立点或区域正确归类。

通过上述引入空间信息,FCM 的目标函数改变为

$$J_m = \sum_{i=1}^N \sum_{k=1}^c [u_{ki}^m \|x_i - v_k\|^2 + G_{ki}] \quad (13)$$

相应的隶属度 u_{ki} 和类中心 v_k 更新公式如下所示:

$$u_{ki} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left[\frac{\|x_i - v_k\|^2 + G_{ki}}{\|x_i - v_j\|^2 + G_{kj}} \right]^{2/m-1}} \quad (14)$$

$$v_k = \sum_{i=1}^N u_{ki}^m x_i / \sum_{i=1}^N u_{ki}^m \quad (15)$$

结合空间信息的 FCM 聚类算法如下:

- a)初始化分类数、隶属度、类中心及结束条件 ε 。
- b)置循环计数 $b = 0$,计算 G_{ki} 。
- c)由式(14)更新隶属度 u_{ki} 。
- d)由式(15)更新类中心 v_k 。
- e)如果 $\|U^{(b+1)} - U^{(b)}\| < \varepsilon$,停止;否则, $b = b + 1$,跳到步骤 c)继续执行。

当算法收敛后,采用最大隶属法去模糊化,把像素 i 归为类 c 。当 i 属于 c 类的隶属度取最大值时

$$c_i = \arg_k \{ \max \{ u_{ki} \} \} \quad k = 1, 2, \dots, c \quad (16)$$

3 实验与结果分析

3.1 实验流程

根据图像分割的实践可知,图像预处理对后续分割的效果影响很大。本文首先对 MRI 图像进行非线性各向滤波处理,在平滑去噪的同时,保持图像边缘、纹理等细节信息。然后,拟合求出各自的直方图曲线,确定分类数和初始聚类中心。最后,对滤波后的图像进行空间 FCM 聚类分割,得到最终分割结果。实验流程如图 1 所示。

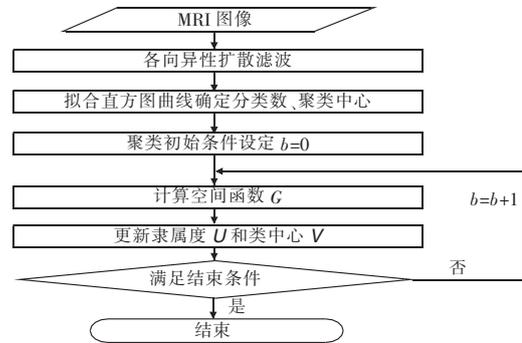


图 1 本文实验流程

3.2 实验结果分析

本文算法在人颅脑轴向 MRI 图中加以验证。实验各图是尺寸为 512×512 的灰度图像,像素物理尺寸为 0.293×0.293 mm。实验平台为 Windows XP 操作系统,CPU 为 1.86 GHz 的 Intel,内存为 2 GB、显卡为 256 MB。编程语言是 C++ 及 MATLAB,软件环境为 MATLAB 7.0、VS 2005 以及 OpenCV。本文对异性扩散滤波偏微分方程式(2)求解,实验参数参考文献[11],扩散参数函数 $k = 1000, \beta = 1$ 。聚类算法参数取 $m = 2$,最大迭代次数 $b = 500, \varepsilon = 0.00001$,邻域窗口取 5×5 。

图 2(a)是人颅脑 MRI 图像的直方图,(b)是对各种成分组成(均按高斯分布)拟合求出各自的直方图曲线。先按直方图曲线将分类的个数设置为 4,与大脑分割的灰质、白质、脑脊液、背景四类物质对应,因此,再将灰度值等比例划分作为初始模型,后续的迭代过程中程序将自动进行灰度中心和范围的调整,直到迭代变化幅度小于事先设定的停止条件,即可认为分割过程完成。本实验分三组:第一组,图 3 是组织简单 MRI 图及其分割效果;第二组,图 4 是加上椒盐噪声的脑 MRI 图分割效果;第三组,图 5 是组织复杂且边界模糊的 MRI 图分割效果。以下是将大脑灰质、白质、脑脊液分割结果进行输出所得到的图像。

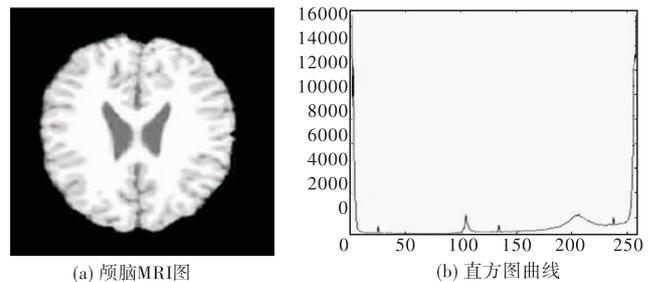


图2 颅脑MRI图及直方图曲线

从各组实验结果效果来看,FCM 分割结果图像中大脑的脑灰质、脑白质和脑脊髓液组织成分清晰可见,不同组织之间分割结果图像的完整性较好,没有出现较大的不连续区域。在局部细节方面,本文算法更具优势,在两种图像分割中都取得了很好的分割结果。在总体分割效果上,经非线性各向滤波的

比没经其滤波的分割效果更好,而结合空间邻域信息的 FCM 比标准 FCM 分割效果也更好。图 3 和 4 分别显示了原始颅脑 MRI 图和加上椒盐噪声的颅脑 MRI 图像的两种 FCM 分割效果的差异。如图 3(f) 比 (e) 图像中央脑灰质的分割上更完整,两块灰质间间隙较小,分割更精确。在有噪声的图 4 中,未经非线性各向滤波的椒盐噪声在两种 FCM 分割中都取得较差的分割结果,结果图中噪声点都依然清晰。而经非线性各向滤波后,从图 4(e) 和 (f) 对比可以看出,(e) 外围还存在少量孤立的噪声点,而本文结合领域信息的 FCM 算法分割的图 (f) 外围非常干净,噪声点能正确分类,本文 SFCM 算法对噪声具有较高的鲁棒性。在边缘保持上,图 5(d) 比 (c) 脑白质的分割边缘轮廓更加圆滑饱满,分割效果更好。在第三组实验结果图 (图 5) 中显示,在复杂模糊组织图像下,标准 FCM 分割效果欠佳,如图 4(c) 中央白质部分没法准确完整分割出来,两眼软组织区域分割也不连续。而本文 SFCM 算法分割效果更好,图 5(d) 脑灰质、白质、脑脊液以及骨骼都能完整分割出来。表 1 中显示了标准 FCM 与本文 FCM 分割的运行时间,由于本文 FCM 考虑像素邻域的局部信息,计算比标准 FCM 多,但本文 SFCM 算法利用直方图曲线初始化分类数和聚类心,使算法极快地迭代到最优解,这又弥补了本算法在计算上的劣势,在运行时间上更优于标准的 FCM 算法。

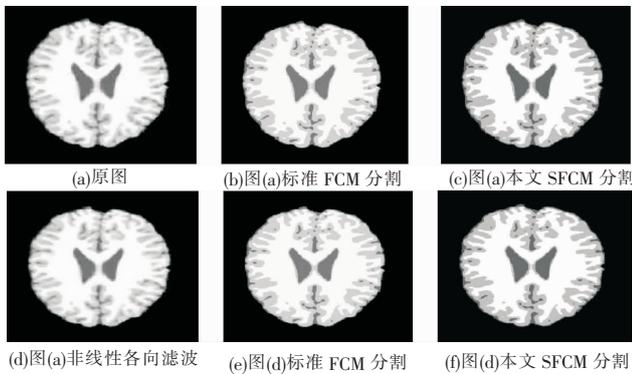


图 3 原颅脑 MRI 图及其 FCM 分割图

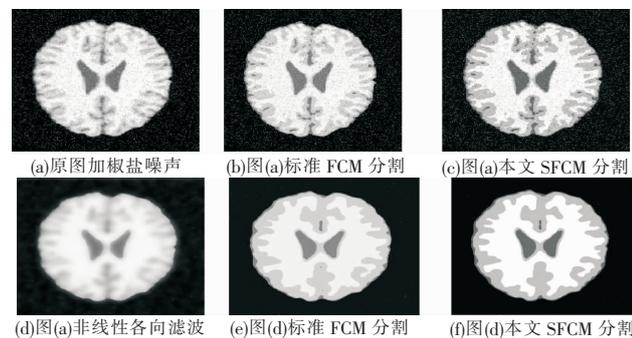


图 4 加椒盐噪声颅脑 MRI 图及其 FCM 分割图

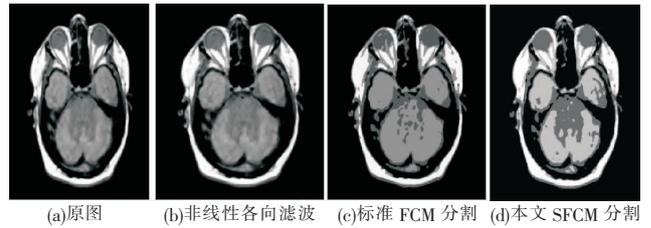


图 5 复杂组织边缘模糊脑 MRI 图 FCM 分割图

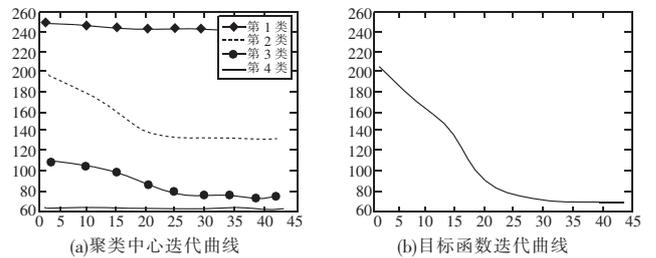


图 6 SFCM 聚类曲线

表 1 标准 FCM 分割与本文 SFCM 平均分割时间对比

标准 FCM 平均分割时间/s	SFCM 平均分割时间/s
156.0938	116.5781

为了定性地分析本文方法的性能,采用均方差 (MSE)、信噪比 (SNR)^[17]、品质因子 Q ^[18] 以及 SSIM^[19] 这四种质量指标,计算时采用归一化灰度范围 (0~1)。MSE 度量滤波后图像与参考图像之间的变化,MSE 越小表明分割后图像变化不大,效果越好。信噪比 SNR 度量滤波后图像的保真,其值越大表明处理后图像保真程度越好。品质因子 Q 由相关损失、亮度失真以及对比度失真这三个因子组成,用来检测滤波后图像的品质,其值越大表明滤波程度高,效果越好。结构相似性 SSIM 评估滤波后图像与参考图像 (原图像) 之间的相似性,其值越大,表明处理前后两图相似性高,没有损失图像主体,效果越好。

表 2 中 1、2 分别代表未经各向异性滤波的 FCM、SFCM,3、4 分别代表经各向异性滤波的 FCM、SFCM。

从表 2 结果可以看出,经各向异性滤波后的处理结果比未经其滤波的图像结果更好,如在图像变化方面,前者的 MSE 比后者更大,信噪比后者比前者大,品质因子 Q 和结构相似性 SSIM 也取得同样好的结果。同时,实验结果也显示,结合了空间信息的 SFCM 算法在 SNR 和 SSIM 取得较好的效果,表明本文方法在有效去噪的同时,也较好地保持了图像的细节边缘信息。而 MSE 相对来说比前者大,这是 SFCM 算法在结合邻域空间信息,极大地平滑目标内不平坦灰度、正确归类孤立小块的结果。

综上所述,本文分割方法不仅能有效地去噪平滑,而且图像细节信息保持能力也更强,同时可以使分割的目标更加完整。

表 2 本文方法质量指标对比

指标	第一组实验				第二组实验				第三组实验			
	1	2	3	4	1	2	3	4	1	2	3	4
MSE	0.280 5	0.287 5	0.257 8	0.270 5	0.281 0	0.291 2	0.263 2	0.288 9	0.290 2	0.314 0	0.286 9	0.315 2
SNR	0.420 2	0.452 1	0.485 4	0.521 0	0.435 6	0.448 9	0.486 3	0.501 2	0.403 2	0.417 0	0.452 6	0.474 1
品质因子 Q	0.552 2	0.564 5	0.652 3	0.678 9	0.564 3	0.554 1	0.637 8	0.659 0	0.452 1	0.459 7	0.602 3	0.623 1
SSIM	0.846 5	0.852 7	0.889 2	0.904 5	0.823 6	0.847 2	0.896 2	0.934 1	0.756 0	0.773 3	0.783 6	0.827 9

4 结束语

本文提出基于各向异性新模型滤波的 SFCM 方法分割 MRI 图像。为解决由随机噪声、局部容积效应和灰度有偏场引

起的图像灰度分布具有模糊性和不确定性的问题,本文首先用非线性滤波器来对图像进行滤波预处理,既能有效滤噪平滑,又能保持图像细节,得到更有利于后续分割的图像。然后,结合空间领域信息设计空间函数,改进了标准 FCM 的目标函数,

提出了 SFCM 算法。最后,通过拟合图像直方图曲线,确定 SF-CM 分类数以及聚类中心,以加快 FCM 迭代到最优解,弥补了本算法计算邻域像素区域的计算量,也减少了算法运行时间。本文进行了分割目标简单、强噪声干扰和目标复杂三种图像的三组实验。实验结果表明,本文方法实验效果优于标准 FCM 算法,且分割强噪声和目标边界模糊的 MRI 图像更有效。

参考文献:

- [1] 蒋世,易法令,汤浪平,等.基于图割的 MRI 脑部图像肿瘤提取方法[J].计算机工程,2010,36(7):217-219.
- [2] 陈武凡,泰安,江少峰,等.医学图像分析的现状与展望[J].中国生物医学工程学报,2008,27(2):175-181.
- [3] 詹天明,张建伟,陈允杰,等.快速 CV 双水平集算法的人脑 MR 图像分割[J].计算机工程,2009,35(14):181-183.
- [4] 张宁,余学飞,卢广文.基于方向 Snake 模型的心脏磁共振图像左心室外膜分割[J].计算机应用,2012,32(7):1902-1905.
- [5] 林芬华,吴从中,詹曙.基于多尺度 MRF 的膝关节 MRI 图像快速分割[J].中国图象图形学报,2009,14(9):1739-1744.
- [6] 田捷,韩博闻,王岩,等.模糊 C 均值聚类法在医学图像分析中的应用[J].软件学报,2001,12(11):1623-1629.
- [7] 温铁祥,杨丰.一种结合 FCM 的 Mumford-Shah 混合模型 MR 图像分割方法[J].中国生物医学工程学报,2009,28(3):393-414.
- [8] WANG Ping, WANG Hong-lei. A modified FCM algorithm for MRI brain image segmentation[C]//Proc of International Seminar on Future Biomedical Information Engineering. 2008:26-29.
- [9] 林清华,杜民.新型快速中值滤波算法及在医学图像中的应用[J].计算机应用研究,2012,29(9):3584-3587.
- [10] YU Yong-jian, ACTON S T. Speckle reducing anisotropic diffusion[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11(11):1260-1270.
- [11] 李灿飞,王耀南,肖昌炎,等.用于超声斑点噪声滤波的各向异性扩散新模型[J].自动化学报,2012,38(3):412-419.
- [12] 郭华磊,马苗.改进的模糊 C 均值聚类的图像分割算法[J].计算机工程与应用,2011,47(1):176-178.
- [13] SHASIDHAR M, RAJA B, KUMAR B V, et al. MRI brain image segmentation using modified fuzzy C-means clustering algorithm[C]//Proc of International Conference on Communication Systems and Network Technologies. Washington DC: IEEE Computer Society, 2011: 473-478.
- [14] WANG Ping, WANG Hong-lei. A modified FCM algorithm for MRI brain image segmentation[C]//Proc of International Seminar on Future BioMedical Information Engineering. Washington DC: IEEE Computer Society, 2008:26-29.
- [15] SANTHALAKSHMI S, BHARATHI G. Local and spatial information based fuzzy C-means clustering for color image segmentation[C]//Proc of International Conference on Electronics Computer Technology. 2011:396-400.
- [16] LI Min, HUANG Ting-lei, ZHU Gang-qiang, et al. Improved fast fuzzy C-means algorithm for medical MR images segmentation[C]//Proc of the 2nd International Conference on Genetic and Evolutionary Computing. 2008.
- [17] SAKRISON D. On the role of observer and a distortion measure in image transmission[J]. IEEE Trans on Communications, 1977, 25(11):1251-1267.
- [18] WANG Zhou, BOVIK A C. A universal image quality index[J]. IEEE Signal Processing Letters, 2002, 9(3):81-84.
- [19] WANG Zhou, BOVIK A C, SHEIKH H R, et al. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2004, 13(4):600-612.

(上接第 303 页)

参考文献:

- [1] TURK M A, PENTLAND A P. Eigenfaces for recognition[J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1):71-86.
- [2] BELHUMEUR P N, HESPANHA J P, KRIEGMAN D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: recognition using class specific linear projection[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7):711-720.
- [3] FRIEDMAN J H. Regularized discriminant analysis[J]. Journal of the American Statistical Association, 1989, 84(405):165-175.
- [4] JIN Zhong, YANG Jing-yu, HU Zhong-shan, et al. Face recognition based on the uncorrelated transformation[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(7):1405-1416.
- [5] JIN Zhong, YANG Jing-yu, TANG Zhen-min, et al. A theorem on the uncorrelated optimal discriminant vectors[J]. Pattern Recognition, 2001, 34(10):2041-2047.
- [6] HOWLAND P, PARK H. Generalizing discriminant analysis using the generalized singular value decomposition[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(8):995-1006.
- [7] CHU D, THYE G S. A new and fast implementation for null space based linear discriminant analysis[J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4):1373-1379.
- [8] LU Gui-fu, WANG Yong. Feature extraction using a fast null space based linear discriminant analysis algorithm[J]. Information Sciences, 2012, 193(15):72-80.
- [9] MIKA S, RATSCH G, WESTON J, et al. Fisher discriminant analysis with kernels[C]//Proc of IEEE Neural Networks for Signal Processing Workshop. 1999:41-48.
- [10] BAUDAT G, ANOUAR F. Generalized discriminant analysis using a kernel approach[J]. Neural Computation, 2000, 12(10):2385-2404.
- [11] CAI Deng, HE Xiao-fei, HAN Jia-wei. SRDA: an efficient algorithm for large scale discriminant analysis[J]. IEEE Trans on Knowledge and Data Engineering, 2008, 20(1):1-12.
- [12] CAI Deng, HE Xiao-fei, HAN Jia-wei. Speed up kernel discriminant analysis[J]. The VLDB Journal, 2011, 20(1):21-33.
- [13] CAI Deng, HE Xiao-fei, HAN Jia-wei. Orthogonal Laplacian faces for face recognition[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2006, 15(11):3608-3614.
- [14] LIU Shuai, RUAN Qiu-qi. Orthogonal tensor neighborhood preserving embedding for facial expression recognition[J]. Pattern Recognition, 2011, 44(7):1497-1513.
- [15] LEI Ying-ke, DING Zhi-guo, HU Rong-xiang, et al. Orthogonal local spline discriminant projection with application to face recognition[J]. Pattern Recognition Letters, 2011, 32(4):615-625.
- [16] PAIGE C, SAUNDERS M A. LSQR: an algorithm for sparse linear equations and sparse least squares[J]. ACM Trans on Mathematical Software, 1982, 8(1):43-71.
- [17] STEWART G W. Matrix algorithms volume I: basic decompositions[M]. [S.l.]: SIAM, 1998.
- [18] SIM T, BAKER S, BSAT M. The CMU pose, illumination and expression (PIE) database of human faces, Technical Report CMU-RI-TR-01-02[R]. Pittsburgh, PA: Robotics Institute, 2001.