

自适应加权空间信息的 FCM 医学图像分割

王黎明

(西安电子科技大学 电子工程学院, 陕西 西安 710071)

摘要: 提出了改进的 mFCM 算法, 该算法引入自适应加权系数控制邻域像素对中心像素的影响程度, 充分利用像素的邻域特性对 Chen 聚类算法的目标函数进行改进。为了实现快速聚类, 该算法的开始使用快速 FCM 确定初始聚类中心。实验结果表明, 相对于标准 FCM 和 FCM_S1 算法, 改进算法既能快速有效地分割图像, 又能提高对噪声的鲁棒性。

关键词: FCM; 空间信息; 医学图像分割

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2011)22-0042-04

FCM algorithm with adaptive weighted spatial information for medical image segmentation

Wang Liming

(School of Electronic Engineering, Xidian University, Xi'an 710071, China)

Abstract: The improved algorithm controls the effect of the neighborhood pixels on central pixel by introducing an adaptive weighted coefficient, and modifies the objective function given in the Chen's algorithm. To realize fast clustering, the beginning of the algorithm uses fast FCM. Experiment results show that the improved algorithm is more efficient and more robust to noise than the standard FCM and FCM_S1.

Key words: FCM; spatial information; medical image segmentation

医学图像分割是医学图像分析、处理等的关键技术^[1-2], 它是医学图像处理中极为重要的内容之一, 是实现图像测量、配准、融合以及三维重建的基础, 在临床诊断中也起着越来越重要的作用, 分割的准确性直接影响后续任务的有效性。FCM (Fuzzy C-Means) 对模糊特征具有很强的鲁棒性^[3-4], 而且比硬分割能保留更多的信息。虽然传统的 FCM 算法在无噪声或噪声很低的图像分割中得到好的分割效果, 但由于它只考虑了图像像素的灰度信息, 未利用图像像素的空间信息, 从而使得该算法对噪声很敏感。

近年来很多研究者在考虑像素空间信息的前提下, 通过修改标准 FCM 聚类算法的目标函数或者隶属度函数使得图像分割的性能大大提高^[5-6]。参考文献[6]通过引入一个均值滤波图像对标准 FCM 算法的目标函数进行修改, 提高了在分割带有噪声图像时的性能, 并已成功应用到 MRI 数据的分割中。然而, 在计算中心像素的平均灰度值时, 邻域内每个像素对中心像素的影响程度不同, 邻域某像素与中心像素值差异性过大, 则表明该邻域像素是噪声的可能性较大。

本文提出的算法 MFCM (Modified Fuzzy C-Means) 通过引入一个自适应加权系数, 自动控制邻域像素对中心像素的影响程度, 从而确定中心像素的灰度值, 而不仅仅是求邻域均值。该算法的开始用 FFCM 确定初始聚类中心^[7], 收敛速度大大提高。试验结果表明, 该算法相当有效, 对噪声具有很强的抑制能力。

1 标准 FCM

由 BEZDEK J C 等人提出的标准 FCM^[8] 聚类算法是从硬 C-均值^[9] 算法发展而来的, 其基本思想是通过迭代寻找最优聚类中心 v_i 和隶属度函数 u_{ik} , 使得如式(1)所示的目标函数 $J_m(U, C)$ 达到最小, 以实现图像的优化分割。

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

数据集 $X = (x_1, x_2, \dots, x_N) \in R^{p \times N}$ 表示图像灰度值的集合, p 为样本 $x_k (k=1, 2, 3, \dots, N)$ 的维数; c 为预定的聚类数目; u_{ik} 表示 X 中任意样本 x_k 属于聚类 i 的隶属度函数; $v_i, i=1, 2, \dots, c$ 为每个聚类的聚类中心, $2 \leq c \leq N; m \in [1,$

图形、图像与多媒体

∞)为聚类加权指数,它控制数据划分过程的模糊程度,当 $m=1$ 时,模糊聚类就退化为硬 C 均值聚类,研究表明, $m=2$ 是比较理想的取值; $d_{ik}^2(x_k, v_i)$ 为第 k 个像素到第 i 类聚类中心的距离,这里取欧几里得距离。

在满足 $\sum_{i=1}^c u_{ik}=1$ 的条件下,根据 Lagrange 乘数法,可得目标函数式(1)取得极小值的必要条件为:

$$u_{ik} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}^2(x_k, v_i)}{d_{jk}^2(x_k, v_j)} \right)^{\frac{2}{m-1}}}, \quad k=1, 2, \dots, N \quad (2)$$

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

显然,标准 FCM 只考虑了图像的灰度信息,而没有考虑图像的空间信息。

2 改进的 FCM 算法

AHMED M N 等人^[5]通过加入空间信息修改了标准 FCM 的目标函数,但是计算量相当大。为了减少计算量,Chen 等人^[6]在其基础上引入邻域均值滤波,将目标函数修改如下^[6]:

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 + \alpha \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|\bar{x}_k - v_i\|^2 \quad (4)$$

其中, α 是控制原图像和其相应邻域的均值平滑过后的图像的参数; \bar{x}_k 是以 x_k 为中心的邻域像素的均值, \bar{x}_k 可提前计算。该算法记为 FCM_S1,当 α 为 0 时,算法相当于标准的 FCM 算法;当趋于无穷大时,就相当于用标准的 FCM 算法对均值平滑过后的图像进行分割。

类似于标准 FCM,在满足 $\sum_{i=1}^c u_{ik}=1$ 的条件下求式(4)的极小值的必要条件为:

$$u_{ik} = \frac{\|x_k - v_i\|^2 + \alpha (\|\bar{x}_k - v_i\|^2)^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c (\|x_k - v_j\|^2 + \alpha (\|\bar{x}_k - v_j\|^2)^{\frac{1}{m-1}})} \quad (5)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m (x_k + \alpha \bar{x}_k)}{(1+\alpha) \sum_{k=1}^N u_{ik}^m} \quad (6)$$

然而,通常情况下,在计算中心像素的灰度平均值时,邻域像素对中心像素的影响程度不同,当邻域某像素与中心像素差异较大时,表明该邻域像素是噪声的可能性更大。为了区别邻域像素对中心像素的不同影响度,本文引入自适应加权系数 AWC (Adaptive Weighted Coefficient)对原始图像进行滤波,从而改进了均值滤波丢失边缘信息和细节模糊的缺点;同时,由于充分利用了空间信息,提高了对噪声的抑制能力。自适应加权均值滤波实现描述如下:

48

定义一个方形的加权窗口($n \times n$),对于一个如图 1 所示的 3×3 ($n=3$)的窗口来说,窗口内图像灰度值为:

$$I = \{x_j | x_j \in [0, L-1], 1 \leq j \leq n \times n\} \quad (7)$$

其中, x_j 代表窗口内像素的灰度值,窗口内像素的最大灰度级记为 L ,用 $N=n \times n$ 表示窗口内像素的总个数。

图 1 中的窗口 w_j ($j=1, 2, \dots, n \times n$)是模板中对应像素的自适应加权系数, w_j 由式(8)确定。

$$w_j = \left(\frac{\|x_i - x_j\|^2}{\sum_{k=1}^{N_k} \|x_i - x_k\|^2} \right)^{-1} \quad (8)$$

w_1	w_2	w_3
w_4	w_5	w_6
w_7	w_8	w_9

图 1 加权窗口

其中, x_i 为中心像素, x_j 是其邻域像素, N_k 是窗口内邻域像素的总数目, w_j 对应于像素 x_j 的自适应加权系数。如果 x_j 与中心像素 x_i 的差值越大,则表明该邻域像素是噪声的可能性比较大,其对中心像素的加权系数应当尽量地小;如果 x_j 与中心像素 x_i 差值越小,则表明该邻域像素是原始数据的可能性大,其对中心像素的加权系数应当尽量大,通过式(8)便可轻易实现这一自动控制。

窗口内中心像素的自适应加权均值可按照式(9)计算:

$$\bar{x}_i^* = \frac{\sum_{j=1}^{N_k} w_j x_j}{\sum_{j=1}^{N_k} w_j} \quad (9)$$

式中, \bar{x}_i^* 是窗口中心像素的自适应加权平均灰度值。

类似于式(4),本文算法修改后的目标函数为:

$$J_m = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|x_k - v_i\|^2 + \alpha \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^m \|\bar{x}_k^* - v_i\|^2 \quad (10)$$

其中, \bar{x}_k^* ($k=1, 2, \dots, N$)为自适应加权均值图像中的像素灰度值,可通过式(9)在迭代计算之前求得。在满足 $\sum_{i=1}^c u_{ik}=1$ 的条件下,极小化式(10)可得迭代隶属度矩阵和聚类中心:

$$u_{ik} = \frac{\|x_k - v_i\|^2 + \alpha (\|\bar{x}_k^* - v_i\|^2)^{\frac{1}{m-1}}}{\sum_{j=1}^c [\|x_k - v_j\|^2 + \alpha (\|\bar{x}_k^* - v_j\|^2)^{\frac{1}{m-1}}]} \quad (11)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^N u_{ik}^m (x_k + \alpha \bar{x}_k^*)}{(1+\alpha) \sum_{k=1}^N u_{ik}^m} \quad (12)$$

本文改进 MFCM 算法的具体实现步骤如下:

- (1) 给定 ε 、 c 和 N_k 后,使用 FFCM 计算初始聚类中心 $V^{(0)}$;
- (2) 运用式(9)计算自适应加权均值滤波图像;
- (3) 根据式(11)和式(12)计算新的隶属度函数 u_{ik} 和 v_i ;
- (4) 选取合适的矩阵范数,如果 $\|V^{(n+1)} - V^{(n)}\| \leq \varepsilon$,运算终止,否则转到步骤(3);
- (5) 根据隶属度矩阵,利用最大隶属度原则将软分割

《微型机与应用》2011年 第30卷 第22期

结果转化为硬分割结果,输出分割结果,算法结束。

3 实验结果与分析

为了验证本算法的高效性和对噪声的鲁棒性,用标准测试图像“摄像人”和真实 MR 脑部图像做了大量实验,并且分别与标准 FCM 和 FCM_S1 的分割结果做了对比。算法中的参数设置分别为: $c=4, \varepsilon=1.0e^{-6}, m=2, \alpha=3.8, N_k=8(n=3)$ 。由于算法的开始使用 FFCM 确定初始聚类中心,经过几次迭代就迅速收敛,具有较强的实时性。

3.1 采用标准测试图像的实验结果

图 2(a)所示为标准测试图像“摄像人”。将均值为 0, 方差为 0.02 的高斯噪声 (Gaussian Noise, $\mu=0, \sigma=0.02$) 和噪声浓度为 0.02 的椒盐噪声 (Salt & Pepper Noise, $d=0.02$) 分别加到原始图像中,被噪声污染的图像分别如图 2(b)和图 2(c)所示。类别数 $c=2$, 分别用标准 FCM、FCM_S1 和 MFCM 分割结果如图 3 和图 4 所示。



(a) 原始图像 (b) 加高斯噪声的图像 (c) 加椒盐噪声的图像
图 2 “摄像人”图像



(a) FCM 分割结果 (b) FCM_S1 分割结果 (c) MFCM 分割结果
图 3 加高斯噪声的“摄像人”图像分割结果



(a) FCM 分割结果 (b) FCM_S1 分割结果 (c) MFCM 分割结果
图 4 加椒盐噪声的“摄像人”图像分割结果

从图 3(c)和图 4(c)可见,同 FCM 聚类算法相比, MFCM 算法提高了对噪声的鲁棒性,即有效地消除了噪声对图像分割的影响。

为了定量地评价聚类算法的性能,通常采用分割系数 (Partition Coefficient) V_{pc} 和分割熵 (Partition Entropy) V_{pe} 进行评价。 V_{pc} 和 V_{pe} 定义如下:

$$V_{pc}(U) = \frac{\sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N u_{ik}^2}{N}$$

$$V_{pe}(U) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^N (u_{ik} \log u_{ik})$$

这两个验证函数的准则是: V_{pc} 最大且 V_{pe} 最小时,分割效果 (性能) 最好。表 1 列出了 FCM、FCM_S1 和 MFCM 算法在分割加有高斯噪声和椒盐噪声的“摄像人”图像时的 V_{pc} 和 V_{pe} 。从表 1 可看出,在分割加有高斯噪声和椒盐噪声的“摄像人”图像时, MFCM 算法的分割系数最大,分割熵最小,说明改进算法 MFCM 分割效果好。

表 1 三种算法分割加有两种噪声的“摄像人”图像的 V_{pc} 和 V_{pe} 对比

噪声类型	算法	V_{pc}	V_{pe}
高斯噪声	FCM	0.577 6	0.312 9
	FCM_S1	0.878 6	0.310 4
	MFCM	0.888 7	0.286 7
椒盐噪声	FCM	0.705 1	0.474 0
	FCM_S1	0.909 9	0.235 4
	MFCM	0.922 6	0.201 7

3.2 采用真实 MR 脑部图像的实验结果

图 5 所示为一幅采集的真实 MR 脑部图像,类别数 $c=4$, 分别利用 FCM、FCM_S1 和 MFCM 分割,结果如图 6 所示,从左到右依次是白质、灰质、脑脊髓。



图 5 真实 MR 脑部图像

图 6 表明, FCM_S1 采用均值滤波虽然有效消除了

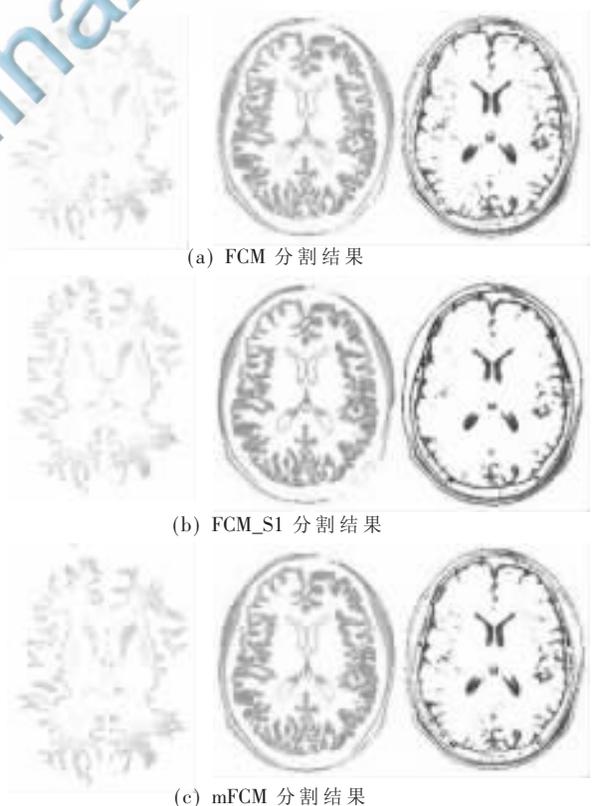


图 6 真实 MR 脑部图像分割结果对比

噪声对分割图像的影响,但分割的图像丢失了边缘和细节信息,如图6(b)中的部分边缘和脑脊髓的分割甚至不如标准FCM。MFCM采用自适应加权均值滤波,在抑制噪声影响的前提下,不仅很好地保留了图像的边缘和细节信息,同时使得分割的图像显得很平滑,整体效果好于FCM和FCM_S1。

三种算法分割真实MR脑部图像时的分割系数、分割熵如表2所示。

表2 三种算法分割真实MR脑部图像的 V_{pe} 和 V_{pc} 对比

算法	V_{pe}	V_{pc}
FCM	0.724 2	0.590 8
FCM_S1	0.903 5	0.266 7
mFCM	0.912 0	0.244 7

表2表明,本文提出的改进算法MFCM的分割系数最大,分割熵最小,说明MFCM分割效果好。

针对标准FCM对噪声比较敏感的不足,本文提出了改进算法MFCM,该算法通过引入自适应加权均值滤波修改Chen的目标函数来实现。自适应加权均值滤波考虑了计算中心像素灰度值时邻域像素对中心像素的不同影响。该算法的开始采用FFCM确定初始聚类中心,使得算法的收敛速度大大提高。实验结果表明,本文改进算法在克服噪声对分割结果的影响方面表现出较强的鲁棒性和优越性,是一种稳健高效的医学图像分割方法。

参考文献

- [1] LIN Y, TIAN J. A survey on medical image segmentation methods[J]. Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 2002, 15(2): 192-204.
- [2] PAL N R, PAL S K. A review on image segmentation techniques[J]. Pattern Recognition, 1993, 26(9): 1277-1294.

- [3] ZHANG D B, WANG Y N. Medical image segmentation based on FCM clustering and rough set[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2006, 27(12): 1683-1687
- [4] CHEN W J, GIGER M L, BLCK U. A fuzzy c-means(FCM)-based approach for computerized segmentation of breast lesions in dynamic contrast-enhanced MR images[J]. Academic Radiology, 2006, 13(1): 63-72.
- [5] AHMED M N, YAMANY S M, MOHAMED N. A modified fuzzy c-means algorithm for bias field estimation and segmentation of MRI data[J]. IEEE Transactions on Medical Imaging, 2002, (21): 193-199.
- [6] CHEN S C, ZHANG D Q. Robust image segmentation using FCM with spatial constraints based on new kernel-induced distance measure[J]. IEEE Transactions on Systems Man Cybernet, B, 2004, 34(4): 1907-1916.
- [7] LI Z M, XIAO D G. Fast fuzzy C-Means clustering for image segmentation[J]. Computer Engineering and Applications, 2009, 45(12): 187-189.
- [8] BEZDEK J C, PAL S K. Fuzzy models for pattern recognition[M]. Piscataway, NJ, USA, IEEE Press, 1999.
- [9] GORRIZ J M, RAMIREZ J, LANG E W, et al. Hard C-means clustering for voice activity detection[J]. Speech communication, 2006(48): 1638-1649.
- [10] CHUANG K S, TZENG H L, CHEN S W. Fuzzy C-means clustering with spatial information for image segmentation[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2006(30): 9-15.

(收稿日期: 2011-05-23)

作者简介:

王黎明,女,1985年生,硕士,主要研究方向:医学图像处理。