

文章编号: 2095-2163(2019)05-0236-05

中图分类号: TP391.41

文献标志码: A

基于空间域模糊聚类与 CV 模型的医学图像分割

许敏, 贺松, 张玉玺
(贵州大学医学院, 贵阳 550025)

摘要: 针对 CV 模型分割图像时存在的分割精度低及对初始轮廓敏感等问题, 提出一种 CV 模型结合空间域模糊 C 均值聚类 (Spatial fuzzy C-means, SFCM) 的图像分割算法 (SFCM-CV), 用于边界不清晰、存在伪影且含有高噪声的 MRI 及 CT 图像分割。在利用空间域模糊 C 均值聚类算法对图像进行粗分割的基础上, 用聚类信息来辅助 CV 模型设定初始轮廓, 迭代演化分割出目标区域。实验结果表明, 当迭代次数仅为 50 时, SFCM-CV 算法分割人脑 MRI 图像的 Dice 系数为 89.17%, 比传统 CV 模型提高了 38.9%。可知该算法对医学图像的区分度更高、分割效果更好。

关键词: 医学图像分割; 空间域模糊 C 均值聚类; 初始轮廓; CV 模型

Segmentation of medical image based on spatial fuzzy clustering and CV model

XU Min, HE Song, ZHANG Yuxi

(College of Medicine, Guizhou University, Guiyang 550025, China)

[Abstract] In view of the problem that the CV model has a low segmentation precision and too much dependence on the initial contour in image segmentation, an algorithm integrated with CV model and Spatial fuzzy C-means (SFCM-CV) is proposed to segment MRI and CT images with unclear boundaries, artifacts, and high noise. Firstly, a fuzzy C-means clustering algorithm based on spatial information is employed to segment experimental image. Secondly, the initial contour of the CV model is initialized based on the results of the fuzzy clustering, and the target region is obtained by iteration and evolution. The experimental results show that when the number of iterations is only 50, the Dice coefficient of the SFCM-CV algorithm to segment the human brain MRI image is 89.17%, which is 38.9% higher than the traditional CV model. It can be seen that the algorithm has higher discrimination and better segmentation effect on medical images.

[Key words] segmentation of medical image; spatial fuzzy C-means clustering; initial contour; CV model

0 引言

随着计算机辅助诊断 (Computer Aided Diagnosis, CAD) 的快速发展, 数字图像分割技术被广泛应用于临床研究中。医生需要从病人的核磁共振 (Magnetic Resonance Imaging, MRI)、计算机断层 (Computerized Tomography, CT) 图像中获知不同组织或器官的形态结构, 以辅助医生定位病灶、诊断病情及制定治疗方案^[1]。然而, 医学图像较之普通图像具有边界不清晰、存在伪影及噪声含量高等特点。MRI、CT 图像在成像时容易受到噪声、磁场以及人体运动等因素的影响, 从而产生伪影与噪声; 并且, 由于 MRI 等成像设备的分辨率有限, 不同组织边界上的像素点容易产生容积效应, 从而造成边界模糊^[2]。因此, 对医学图像进行分割存在较大的难度, 对医学图像分割方法的研究具有重要的实用价

值和临床意义。

CV (Chan-Vese)^[3] 模型是一种通过能量最小化的方式来实现图像分割的活动轮廓模型, 被广泛应用于医学图像分割问题中。然而, CV 模型只能将图像分为目标和背景两个同质区域, 对多相模型和复杂边界图像分割时则存在计算量大、分割精度低等缺点, 并且对初始轮廓十分依赖。对此, 国内外的学者进行了相关研究。文献[4]提出利用模糊 C 均值聚类 (Fuzzy C-means, FCM) 算法对脑出血图像进行聚类分割, 再利用聚类信息指导 CV 模型初始轮廓的形成, 最后通过迭代演化分割病灶区。文献[5]改进了 CV 模型的能量泛函, 同时用新的边缘指示函数来替换 Dirac 函数, 对 CV 模型的参数进行了优化, 对脑部复发性胶质母细胞瘤的 MRI 图像进行了分割。文献[6]在传统 CV 模型中引入一个距离函数惩罚项和边缘函数, 形成了改进的 CV 模型, 以

基金项目: 贵州省数字健康管理工程技术研究中心项目 (黔科合 G 字[2014]4002 号)。

作者简介: 许敏 (1995-), 女, 硕士研究生, 主要研究方向: 数字图像处理、医学智能信息处理; 贺松 (1974-), 男, 副教授, 硕士生导师, 主要研究方向: 医疗大数据、数字图像处理; 张玉玺 (1995-), 男, 硕士研究生, 主要研究方向: 机器学习、医学智能信息处理。

通讯作者: 贺松 Email: marian5@163.com

收稿日期: 2019-07-03

规避水平集函数重新初始化问题。

本文提出一种 CV 模型协同空间域模糊 C 均值聚类 (Spatial fuzzy C-means, SFCM) 的医学图像分割算法 (SFCM-CV), 能够对边界不清晰、存在伪影且含有高噪声的医学图像进行精确分割。对此拟展开研究论述如下。

1 空间域模糊 C 均值聚类

1.1 模糊 C 均值聚类算法

模糊 C 均值聚类 (Fuzzy C-means, FCM)^[7] 算法是模糊聚类中最典型的一种算法, 该算法以图像像素点作为样本集, 根据取样点的隶属度将其归类到相应的聚类簇, 通过迭代优化目标函数的方法实现图像分割。

假设存在待分的样本集 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_n\}$, 其中 n 为样本中的元素个数, C 为目标聚类的个数, FCM 算法的目标函数定义如下:

$$J = \sum_{i=0}^c \sum_{j=0}^n \mu_{ij} d_{ij}^2, \quad (1)$$

其中, μ_{ij} 是第 j 个像素隶属于第 i 类的隶属度, 满足 $0 \leq \mu_{ij} \leq 1$, 且 $\sum_{i=0}^c \mu_{ij} = 1$ 。 d_{ij} 是算法的相似性度量, 最常见的是采用欧几里得距离, 即欧氏距离, 用 v_i 表示第 i 类的聚类中心, 研究可得出欧氏距离表示为:

$$d_{ij}^2 = \|x_j - v_i\|^2, \quad (2)$$

通过最小化式(1)的函数, 就可得到第 j 个像素隶属于不同聚类的隶属度 $\mu_{ij}, i = (1, 2, \dots, C)$ 。

FCM 算法的具体步骤如下:

Step 1 给定聚类的类别数 C 、模糊因子 $m (m > 1$, 通常为 2)、阈值 ε , 令 $k=1$, 初始化像素的隶属度 μ_{ij} ;

Step 2 计算当前类的聚类中心 v_i , 其数学定义可表示如下:

$$v_i = \frac{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m x_j}{\sum_{j=1}^n \mu_{ij}^m}, \quad (3)$$

Step 3 更新隶属度 μ_{ij} , 并重新计算新的隶属度, μ_{ij} 数学定义如下:

$$\mu_{ij} = \left[\sum_{k=1}^c \left(\frac{d_{ij}^2}{d_{kj}^2} \right)^{-\frac{1}{m-1}} \right]^{-1}. \quad (4)$$

Step 4 若 $\max \{ |\mu_{ij}^{old} - \mu_{ij}^{new}| \} < \varepsilon$, 结束算法并转到 Step 5, 否则, 转到 Step 3;

Step 5 根据 $k = \operatorname{argmax}_i \{ \mu_{ij}, i = 1, 2, \dots, c \}$ 对图

像中的每个像素点进行分类, 完成分割。

1.2 空间域模糊 C 均值聚类算法

使用传统的 FCM 算法来对医学图像进行分割时, 通过比较 2 次迭代过程中隶属度函数值的变化, 来决定是否停止迭代, 容易陷入局部最小值的问题, 并且算法的抗噪性较差^[8]。空间域模糊 C 均值聚类 (SFCM) 算法通过嵌入空间信息、标出每个像素的相邻像素来降低噪音像素的权重^[9-10]。

首先, 定义一个空间域函数 S_{ij} , 其数学定义为:

$$S_{ij} = \sum_{k \in B_j} \mu_{ik}, \quad (5)$$

其中, B_j 表示以图像像素点 j 为中心点的方形区域。空间域函数 S_{ij} 为区域内所有像素的到第 i 类的隶属度之和, 能够表示像素 j 属于第 i 类的隶属程度。

将空间域函数 S_{ij} 嵌入 FCM 算法中的隶属度 μ_{ij} 函数中, 有:

$$\mu_{ij}^{new} = \frac{\mu_{ij}^p S_{ij}^q}{\sum_{k=1}^c \mu_{kj}^p S_{kj}^q}. \quad (6)$$

其中, p, q 分别为控制空间域函数 S_{ij} 和原始隶属度函数 μ_{ij} 对改进后隶属度函数 μ_{ij}^{new} 的贡献值的控制参数^[11]。若图像的灰度较均匀, S_{ij} 对聚类结果无明显影响, q 应适当取较小值。若图像中受噪声污染较大, 为了降低噪声对聚类结果的影响, 此时, q 应适当取较大值。

对一幅图像而言, 空间函数的存在对原始隶属度进行了增强, 令各个像素点的隶属度包含了其相邻像素点的信息, 使得噪音像素在一定程度上得以校正, 增强了算法的抗噪性, 进而提升了算法的精度。

2 CV 模型协同空间域模糊 C 均值聚类

2.1 CV 模型

CV 模型由 Chan 和 Vese 提出, 其定义了一种基于区域同质性的能量函数, 通过极小化能量函数可实现图像分割。

该模型的能量泛函^[12] 可以表示为:

$$E(C, c_1, c_2) = \lambda_1 \int_{\Omega_1} (\mu_0(x, y) - c_1)^2 dx dy + \lambda_2 \int_{\Omega_2} (\mu_0(x, y) - c_2)^2 dx dy + v |C|, \quad (7)$$

其中, Ω 为图像区域; C 为图像域 Ω 有界开子集区域的边界曲线; Ω_1 和 Ω_2 分别为曲线 C 的内部区域和曲线外部区域; c_1 和 c_2 分别为 Ω_1 和 Ω_2 区域的像素均值; $\mu_0(x, y)$ 为像素灰度; λ_1, λ_2, v 是非负常数, 为

各能量项权重系数^[13]。

本研究使用水平集方法解决 CV 模型的最小化能量函数 $E(C, c_1, c_2)$ 问题。水平集函数 $\varphi(x, y)$ 表示边界曲线 C , 若处理点在曲线外, 则 $\varphi(x, y) < 0$, 反之, $\varphi(x, y) > 0$ 。即:

$$\begin{aligned} C &= \{ (x, y) \in \Omega: \varphi(x, y) = 0 \}; \\ \Omega_1 &= \{ (x, y) \in \Omega: \varphi(x, y) > 0 \}; \\ \Omega_2 &= \{ (x, y) \in \Omega: \varphi(x, y) < 0 \}. \end{aligned} \quad (8)$$

定义 Heaviside 函数^[14]和 Dirac 函数^[14]如下:

$$H(x) = \begin{cases} 1, & x \geq 0; \\ 0, & x < 0. \end{cases} \quad (9)$$

$$\delta(x) = \frac{d}{dx} H(x), \quad (10)$$

这样, 式(7)即可转换为:

$$\begin{aligned} E(\varphi, c_1, c_2) &= \lambda_1 \int_{\Omega} |u_0 - c_1|^2 H(\varphi(x, y)) dx dy + \\ &\lambda_2 \int_{\Omega} |u_0 - c_2|^2 (1 - H(\varphi(x, y))) dx dy + \\ &v \int_{\Omega} |\nabla H(\varphi(x, y))| dx dy. \end{aligned} \quad (11)$$

CV 模型充分利用了整幅图像的信息, 能将图像分为目标、背景两个同质区域, 具有较强的抗噪性^[13]。但该模型的初始轮廓确定难度大, 尤其是对于多相模型和边界模糊图像, 该模型存在计算量大、精度不高的缺点。

2.2 SFCM-CV 算法

由于对计算量大、对初始轮廓敏感, CV 模型分割医学图像时无法取得良好的分割效果。本文提出一种 CV 模型协同空间域模糊 C 均值聚类 (Spatial fuzzy C-means, SFCM) 的医学图像分割算法——SFCM-CV。SFCM-CV 算法用嵌入空间域函数的 SFCM 算法对医学图像进行粗分割, 以校正医学图像中的噪声区域, 再将得到的聚类信息用来初始化零水平集曲线, 克服了 CV 模型对初始轮廓的敏感性, 最后通过 CV 模型迭代演化对图像进行精分割, 提高了医学图像分割的精确性。SFCM-CV 算法基本步骤如下:

Step 1 用 SFCM 算法对输入的医学图像进行聚类分割, 获得各个聚类目标及其模糊隶属度矩阵。

Step 2 选取感兴趣的聚类目标, 阈值化, 应用图像的聚类信息初始化水平集函数, 得到水平集演化的初始轮廓。

Step 3 用 Step 2 中得到的初始轮廓, 作为 CV 模型的初始轮廓, 设置相关参数, 进行水平集演化, 得到分割结果。

3 实验分析

本文通过实验仿真的方式来证明本文算法的有效性。实验在 Windows 2010 平台上进行, 编程环境是 Matlab 2014b 软件。实验对象如图 1 所示, 选取人脑 MRI 图像和患肿瘤的肝脏 CT 图像, 可以明显看出, 2 幅图像的噪声较大, 各区域之间的边界模糊, 肉眼难以区分。

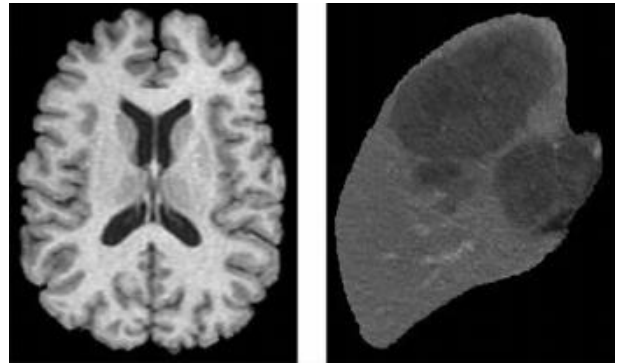


图1 原始图像

Fig. 1 Original image

分别使用 CV 模型及本文提出的 SFCM-CV 算法对人脑 MRI 图像进行分割实验, 以获取脑白质区域, 设置迭代次数为 50 次; 分别使用 CV 模型及 SFCM-CV 算法对肝脏 CT 图像进行分割实验, 以获取肿瘤区域, 设置迭代次数为 50 次。分割结果如图 2 所示。其中, CV 模型的初始轮廓为手动设置。

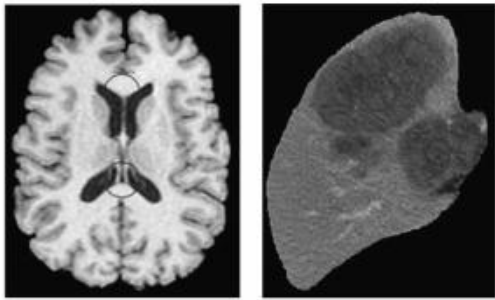
从图 2 可以看出, 在迭代次数仅为 50 的情况下, 使用传统的 CV 模型分割图像, 分割效果很差, 无法对图像进行有效分割。使用 SFCM-CV 算法分割图像的效果较好, 在低迭代次数下, 人脑 MRI 图像的脑白质区域基本被分割出, 肝脏 CT 图像的肿瘤位置也得到了有效区分, 这说明 SFCM-CV 算法能够较准确地分割出医学图像。传统 CV 模型分割效果差的主要原因是初始轮廓难以确定, 本文算法将 SFCM 的聚类信息融入了 CV 模型, 不仅提高了算法的抗噪性, 还对初始轮廓的选择起到重要的指导性作用, 从而避免了错误分割, 能在低迭代次数下得到更好的分割效果。

为定量分析本文算法的分割效果, 采用 Dice 系数^[15]作为图像分割效果的衡量标准。Dice 系数的数学定义为:

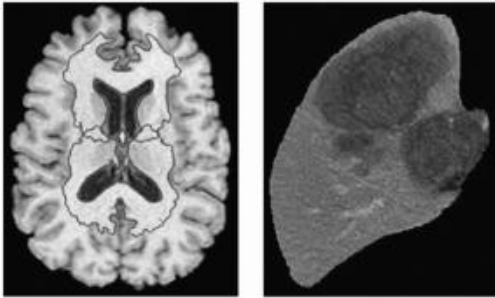
$$D(I_1, I_2) = \frac{2 \times |I_1 \cap I_2|}{|I_1| + |I_2|}. \quad (12)$$

其中, I_1 是实际分割结果, I_2 是标准分割结果 (通常采用手动分割结果)。Dice 系数取值范围为

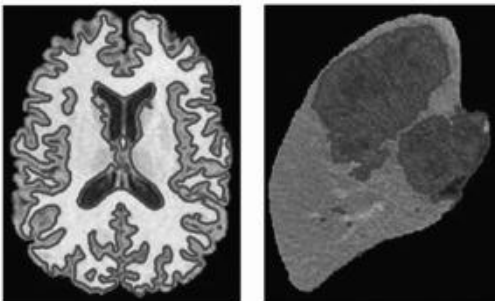
[0,1], 当 Dice 系数的值越接近于 0, 说明实际分割结果和标准结果的差异性越大, 分割效果越差; 当 Dice 系数的值越接近于 1, 则说明分割准确率越高, 分割效果越好。



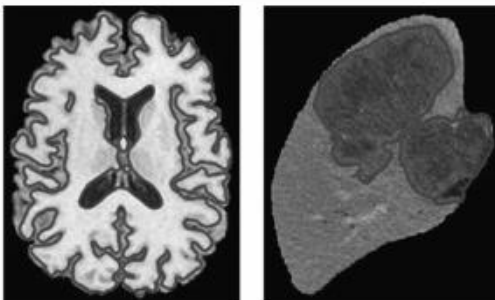
(a) CV初始轮廓
(a) The initial contour of CV



(b) CV分割结果
(b) The segmentation result of CV



(c) SFCM-CV初始轮廓
(c) The initial contour of SFCM-CV



(d) SFCM-CV分割结果
(d) The segmentation result of SFCM-CV

图 2 不同算法分割结果对比

Fig. 2 The segmentation results of different algorithms

迭代次数为 50 时, 使用 2 种算法分别分割 2 幅医学图像的 Dice 系数见表 1。可以看出, 使用 SFCM-CV 算法分割肝脏 CT 图像的 Dice 系数为

89.17%, 比使用传统 CV 算法提高了 26.82%。使用 SFCM-CV 算法分割人脑 MRI 图像的 Dice 系数高达 88.55%, 比使用传统 CV 算法提高了 38.9%。这表明本文算法在低迭代次数下已经能够取得较好的分割效果, 并且比传统 CV 算法更精确。

表 1 各算法分割图像的 Dice 系数

Tab. 1 The Dice coefficient of different algorithms			%
算法	人脑 MRI	肝脏 CT	
CV	49.62	62.35	
SFCM-CV	88.55	89.17	

4 结束语

本文针对 CV 模型分割医学图像时存在的分割精度低、对初始轮廓敏感等问题, 提出了一种 CV 模型协同空间域模糊聚类的算法, 用于 MRI 及 CT 图像分割。空间域模糊 C 均值聚类算法充分地利用了图像的空间信息, 通过对 FCM 算法嵌入空间函数, 以校正图像的噪声区域或瑕疵点中被误分割的像素, 同时也提高了聚类的精度。考虑到 CV 模型对初始轮廓的依赖性, 利用图像的聚类信息和隶属度矩阵来指导 CV 模型的初始轮廓的形成, 避免了手动选定初始轮廓对分割结果造成的影响, 从而大大提高了图像分割的精度。实验证明, 本文算法能够在低迭代次数下获得较为准确的分割结果, 且未产生误分割等其它问题。与传统 CV 模型相比, 本文算法的分割效果更稳定并且更精确。适用于边界不清晰、存在伪影且含有高噪声的医学图像分割。

参考文献

- [1] GREENWOOD J P, MAREDA N, YOUNGER JF, et al. Cardiovascular magnetic resonance and single-photon emission computed tomography for diagnosis of coronary heart disease (CE-MARC): a prospective trial[J]. Lancet, 2011, 379(9814): 453-460.
- [2] ARAKERI M P, REDDY R M. Efficient fuzzy clustering based approach to brain tumor segmentation on MR images[M]// DAS V V, THANKACHAN N. Computational intelligence and information technology. CIIT 2011. Communications in computer and information science. Berlin/ Heidelberg: Springer, 2011, 250: 790-795.
- [3] CHAN T F, VESE L A. Active contours without edges[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [4] BHADARIA H S, SINGH A, DEWAL M L. An integrated method for hemorrhage segmentation from brain CT imaging[J]. Computers and Electrical Engineering, 2013, 39(5): 1527-1536.
- [5] 兰红, 韩纪东. 基于 CV 模型改进的磁共振成像图像分割方法[J]. 科学技术与工程, 2018, 18(28): 229-234.

(下转第 245 页)