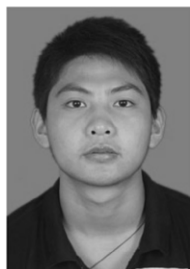


## 结合空间域模糊聚类与 DRLSE 模型的颅脑出血 CT 图像分割

王玉梁<sup>1</sup>, 金福江<sup>1</sup>, 高宏志<sup>2</sup>, 黄彩虹<sup>1</sup>

(1. 华侨大学 信息科学与工程学院, 福建 厦门 361000; 2. 福建医科大学第二附属医院, 福建 泉州 362000)



**摘要:** 针对颅脑出血 CT 图像中存在出血病灶不明显、边界不规则、不连续及含有高噪声现象, 提出一种结合空间域模糊聚类与 DRLSE 模型算法, 用于脑 CT 图像出血病灶区分割。首先, 采用基于空间域信息的模糊 C-均值聚类算法对出血 CT 图像初始聚类分割, 然后, 利用模糊聚类结果对距离规则化水平集演化(Distance Regularized Level Set Evolution, DRLSE)模型初始化。新算法引入了图像空间域信息, 不需要手工初始化, DRLSE 模型使曲线精确、稳定的演化。实验结果表明, 与传统的 FCM 算法、阈值分割算法相比, 该算法具有更好的分割效果、更快的分割速度、更强的鲁棒性和抗噪性。

**关键词:** 颅脑出血 CT; 病灶不明显; 不规则; 不连续; 高噪声; DRLSE 模型

中图分类号: TP391.41

文献标识码: A

## Segmentation of Intracranial Hemorrhage CT Image Based on Spatial Fuzzy Clustering and DRLSE Model

WANG Yu-liang<sup>1</sup>, JIN Fu-jiang<sup>1</sup>, GAO Hong-zhi<sup>2</sup>, Huang Cai-hong<sup>1</sup>

(1. College of Information Science & Engineering, Huaqiao University, Xiamen 361000, China; 2. The Second Clinical of Fujian Medical University, Quanzhou 362000, China)

**Abstract:** In view of the problem that intracranial hemorrhage usually appears inconspicuous, irregular, discontinuous and noisy on CT image, an algorithm integrated with spatial fuzzy clustering and DRLSE model is proposed to facilitate brain CT image segmentation. Firstly, a fuzzy C-means clustering algorithm based on spatial information is employed to segment intracranial hemorrhage CT image. Secondly, level set function is initialized based on the results of the fuzzy clustering. The new algorithm introduces spatial information of CT image and does not need re-initialization, DRLSE model makes curve evolve steadily and accurately. The experiment results show that the new algorithm has salient advantages over classical FCM segmentation algorithm and threshold segmentation algorithm with respect of segmented effect, computational efficiency, robustness and noise immunity.

**Key words:** Intracranial hemorrhage on brain CT; inconspicuous; irregular; discontinuous; noisy; DRLSE model

### 1 引言

电子计算机断层扫描(Computed Tomography, CT 技术)不仅可清楚显示颅内出血病灶病变, 而且可利用计算机图像处理技术对出血病灶准确分割, 获得病灶参数, 根据公式计算出血面积和血肿体积<sup>[1]</sup>, 定量估计病情的严重程度。CT 断层成像主要根据不同组织对 X 线吸收系数的不同而产生不同的密度对比。血液中产生密度影像的主要是血红蛋白, 血红蛋白对 X 线的吸收高于正常脑组织, 因而在 CT 图像中呈现高密度影<sup>[2]</sup>。

在脑出血 CT 图像上, 出血病灶区形状特点大

多呈现连续规则高密度影。但由于脑沟回、脑池及脑室结构的存在, 脑结构受损出血后, 血液可能向周边裂隙流动, 因头部 CT 扫描为横断面平扫, 故出血区域在 CT 图像会呈现不连续病灶区; 由于破裂血管承受周边脑组织压力不同, 导致血流方向多变, 在 CT 图像上也会出现不规则病灶区<sup>[3]</sup>; 新鲜血肿在 CT 图像上表现为均匀一致的高密度影, 血肿由形成到吸收、囊变的过程中, 内部血红蛋白随着时间不断分解, 血肿区域的密度下降, 会出现病灶不明显的颅脑出血 CT 图像; 另外, 在医学成像

收稿日期: 2015-06-18; 修回日期: 2015-11-25

基金项目: 国家自然科学基金(61273069); 福建省自然科学基金(2015J01383)

作者简介: 王玉梁(1989-), 男, 福建厦门人, 研究生, 主要研究方向为模式识别与智能系统等; 金福江(1965-), 男, 福建厦门人, 教授, 博士生导师, 主要从事控制理论与控制工程等方面的教学与科研工作。

系统中,由于人体组织成像时常常会受组织运动、偏移场效应及不同影像设备自身性能的影响,得到的脑CT图像中会存在不同程度的噪声。这些因素使得病灶的准确分割变得十分困难。

国内外学者在颅脑出血CT图像分割方面做了深入的研究。文献[4]首先采用模糊C-均值聚类算法对脑出血CT图像初始分割,再根据聚类结果对基于区域信息的C-V模型初始化,最后通过水平集模型迭代演化分割病灶区;文献[5]首先采用区域生长法剔除颅骨,再利用模糊C-均值聚类算法分割出血病灶;文献[6]首先采用基于空间域模糊C-均值聚类算法对医学图像初始聚类分割,再根据聚类结果自动对水平集函数初始化,最终演化分割出血病灶。Bahare.在文献[7]中提出一种自动脑出血区域识别与分类方法。

文献[4-5, 7]提出分割算法针对的是规则、连续的高密度病灶区,算法对病灶不明显、边界不规则、不连续及含有高噪声的脑出血CT图像分割效果较差;文献[6]提出的算法对病灶不明显的CT图像分割效果较好,但对不规则病灶区的分割精度有待提高。本文根据空间域模糊聚类算法和距离规则化水平集算法,采用一种结合空间域模糊聚类与DRLSE模型(Fuzzy Clustering and DRLSE Model, FCRLS)分割算法,用于病灶不明显、边界不规则、不连续及含有高噪声的颅脑出血CT图像分割。

## 2 结合空间域模糊聚类与DRLSE模型分割算法

### 2.1 基于空间域模糊C-均值聚类分割算法

模糊聚类分割算法以图像像素点作为样本集,根据类内相似性、类间相异性准则对图像像素划分归类。模糊C-均值(Fuzzy C-means, FCM)聚类算法是模糊聚类算法中应用最广的一种分割算法<sup>[8]</sup>,被广泛应用到医学图像分割中。

经典的FCM算法起源于K均值算法。K均值算法的思想是根据目标的属性将N个对象划分为K类( $K \leq N$ ),对于一幅医学图像,N就是图像中像素点总数,标准K均值算法通过不断迭代使代价函数最小化达到聚类目的:

$$J = \sum_{m=1}^K \sum_{n=1}^N \|i_n - v_m\|^2 \quad (1)$$

式中,J为聚类算法的代价函数; $i_n$ 为图像像素值; $v_m$ 为第m个聚类中心; $k$ 为聚类类别数; $\|i_n - v_m\|$ 为最小化函数时采用的范数,表示图像中第n个像素与第m个聚类中心得灰度距离; $N = N_x \times N_y$ , $N_x$ 为

图像宽度, $N_y$ 为图像高度。

由(1)式可以看出,K均值算法用于图像分割,图像像素点只能划分为某一类,而医学CT图像中,不同组织,组织与病灶之间的边界模糊性使得K均值算法的应用变得困难。FCM聚类算法能在一定程度上解决这个问题,与K均值算法相比,FCM算法引入了成员函数 $u_{mn}$ 表示第n个像素值与第m个聚类中心的模糊隶属度,对于灰度不均匀,边界不确定的CT图像分割,该算法得到结果更合理、更准确。FCM算法的目标函数与式(1)相似:

$$J = \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^C u_{mn}^l \|i_n - v_m\|^2 \quad (2)$$

式中,l为作用于模糊隶属度的权重指数;C为聚类的类别数; $u_{mn}$ 为算法的成员函数,满足以下条件:

$$\forall m, n, \sum_{m=1}^C u_{mn} = 1; u_{mn} \in [0, 1]; \sum_{n=1}^N u_{mn} > 0$$

成员函数 $u_{mn}$ 和聚类中心 $v_m$ 根据下列公式不断迭代更新,直至目标函数达到最小值:

$$u_{mn} = \frac{\|i_n - v_m\|^{-2/(l-1)}}{\sum_{k=1}^C \|i_n - v_k\|^{-2/(l-1)}} \quad (3)$$

$$v_m = \sum_{n=1}^N u_{mn}^l i_n / \sum_{n=1}^N u_{mn}^l \quad (4)$$

FCM算法是一个不断迭代更新成员函数和模糊聚类中心进行寻优的过程。若像素特征值与某一聚类中心值特征值接近,则此像素会被赋予较高的模糊隶属度值;若像素特征值与某一聚类中心特征值相差很大,则该像素被赋予较低的模糊隶属度值。

经典的FCM算法对图像聚类分割时未考虑任何空间信息<sup>[7]</sup>,算法对脑出血CT图像中存在病灶形状不规则及含高噪声的图像分割时产生较大偏差。Chuang.在文献[9]中提出一种基于空间域的模糊C-均值聚类算法,算法在成员函数中加入了空间域信息,成员函数描述如下式:

$$u_{mn} = \frac{u_{mn}^p h_{mn}^q}{\sum_{k=1}^C u_{kn}^p h_{kn}^q} \quad (5)$$

式中,p、q分别为控制空间域信息函数 $h_{mn}$ 和传统成员函数 $u_{mn}$ 对改进后成员函数 $u_{mn}$ 贡献值的控制参数; $h_{mn}^q$ 为构造的包含邻域像素隶属度的空间函数。

$$h_{mn}^q = \sum_{k \in N_n} u_{kn} \quad (6)$$

式中, $N_n$ 为以图像像素点n为中心的邻域窗口中的邻域像素集; $u_{kn}$ 为第n个像素隶属于第k个聚类中

心的模糊隶属度。聚类运算时, 将空间函数表达式带入式(5)更新模糊隶属度, 其他执行步骤与标准 FCM 算法大体相同。

## 2.2 结合空间域模糊聚类水平集分割算法

FCM 算法通过对图像像素点聚类实现分割, 水平集分割算法将高一维空间中某一函数(称水平集函数)的零水平集表示待分割目标轮廓, 利用活动轮廓模型的曲线演化完成图像分割<sup>[10]</sup>。

水平集函数通常是由初始闭合曲线  $C_0$  生成的符号距离函数。传统的水平集分割算法在曲线演化过程中, 为保证水平集函数  $\phi$  为符号距离函数, 需要周期性的对  $\phi$  初始化, 这使得算法的计算量过大, 分割结果不稳定。而且算法时间步长需满足 Courant-Friedrichs-Lewy(CFL)条件<sup>[10]</sup>, 一般取值比较小。

针对上述问题, C. M. Li 提出一种无需重新初始化的快速水平集分割算法<sup>[11]</sup>, 水平集函数演化公式为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = u\zeta(\phi) + \xi(g, \phi) \quad (7)$$

式中,  $\phi$  为符号距离函数;  $u$  为常数, 用来平衡水平集函数偏离符号距离函数对结果造成的影响;  $\zeta(\phi)$  为水平集函数  $\phi$  偏离符号距离函数的程度, 表达式为

$$\zeta(\phi) = \Delta \phi - \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \quad (8)$$

式中,  $\Delta$  为拉普拉斯算子;  $\operatorname{div}(\nabla \phi / |\nabla \phi|)$  用于对均值曲率近似;  $\xi(g, \phi)$  用来引导水平集函数朝着感兴趣目标边界收敛, 表达式为

$$\xi(g, \phi) = \lambda \delta(\phi) \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + v g \delta(\phi) \quad (9)$$

式中,  $\lambda, v$  为常数;  $\lambda$  为  $\xi(g, \phi)$  函数规则化参数, 与参数  $v$  一起使零水平集朝着目标边界移动;  $v$  为气球力参数, 决定水平集函数演化的方向和速度,  $v$  为正时收缩, 为负时用于扩张;  $v$  值越大, 水平集函数演化速度越快;  $\delta(\phi)$  为 Dirac 函数;  $g$  为边缘指示函数;  $\delta(\phi)$ 、 $g$  表达式分别为

$$\delta_\varepsilon(x) = \begin{cases} \frac{1}{2\varepsilon} [1 + \cos(\pi x/\varepsilon)], & |x| \leq \varepsilon \\ 0, & |x| > \varepsilon \end{cases} \quad (10)$$

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla(G_\sigma \otimes I)|^2} \quad (11)$$

式中,  $\varepsilon$  为 Dirac 函数规则化参数, 主要影响水平

集函数演化速度;  $G_\sigma$  为标准差为  $\sigma$  的平滑高斯核函数;  $I$  为待分割图像;  $\nabla$  为梯度运算;  $\otimes$  为卷积运算。

与传统的水平集分割算法相比, 该算法中的  $u\zeta(\phi)$  项使水平集函数具有近似于符号距离函数的能力, 避免了计算量复杂的重新初始化过程。水平集算法采用基于区域的方法对水平集函数初始化, 而不是用符号距离函数初始化。

初始化函数表达式为

$$\phi_0(x, y) = \begin{cases} -C, & \phi(x, y) < 0 \\ C, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

式中,  $C$  为固定常量。

最后, 算法采用更大的时间步长, 在确保水平集函数稳定演化的同时, 加快了水平集算法分割速度。水平集演化公式(式(7))通过有限差分法离散化求解, 得水平集函数迭代方程为

$$\phi^{k+1}(x, y) = \phi^k(x, y) + \tau [u\zeta(\phi^k) + \xi(g, \phi^k)] \quad (13)$$

式中,  $\tau$  为时间步长。

模糊聚类分割算法和水平集分割算法都是很好的图像分割模型, 已经被广泛应用到图像分割领域, 然而当它们用作医学图像分割时, 都具有局限性, 不具有普适性。模糊聚类算法根据图像像素相似性聚类分割, 没有考虑图像的空间信息和边缘信息; 水平集分割算法需要人工初始化, 算法分割结果不稳定, 且对于不同的分割对象, 需优选不同的参数配置, 参数取值合理, 图像分割效果好, 相反, 效果较差。

B. N. Li 等<sup>[5]</sup>在此基础上提出了基于空间域模糊聚类水平集算法, 用于医学图像分割。该算法首先利用空间域模糊 C-均值聚类算法对图像初始聚类分割, 然后根据聚类结果对水平集函数初始化。

设空间域模糊 C-均值算法聚类分割结果为  $R_k$ :

$[r_k = u_{nk}, n = x \times N_y + y]$ , 初始水平集函数定义为

$$\phi_0(x, y) = -4\varepsilon(0.5 - B_k) \quad (14)$$

式中,  $\varepsilon$  为 Dirac 函数中参数,  $B_k$  为二值图像。

$$B_k = R_k \geq b_0, b_0 \in (0, 1) \quad (15)$$

式中,  $b_0$  为可调阈值。

图像初始模糊聚类后, 通过调整阈值  $b_0$  大小使阈值化的  $B_k$  在一定程度上近似于待分割对象, 这是水平集函数收敛速度加快的重要原因。

B. N. Li 等<sup>[6]</sup>在研究文献[11]提出的无需重新初始化水平集算法基础上, 为避免手动设置太多的参

数,对参数的自动化设置进行改进。各参数根据下列公式自动初始化:

$$\begin{cases} l = \int_l \delta(\varphi_0) dx dy \\ \alpha = \int_l H(\varphi_0) dx dy \\ \varsigma = \alpha / l \end{cases} \quad (16)$$

式中,  $l$ 、 $\alpha$  分别近似待分割轮廓周长和面积; $H(\varphi_0)$  表示 Heaviside 函数;表达式为

$$H(\varphi_0) = \begin{cases} 1, & \varphi_0 \geq 0 \\ 0, & \varphi_0 < 0 \end{cases} \quad (17)$$

$$\begin{cases} u = 0.2 / \varsigma \\ \lambda = 0.1 \varsigma \end{cases} \quad (18)$$

气球力参数改写为如下形式:

$$G(R_k) = 1 - 2R_k \quad (19)$$

式中,  $G(R_k) \in [0, 1]$ 。

根据上述公式,水平集演化方程和迭代方程中的函数项  $\xi(g, \varphi)$  改写为

$$\xi(g, \varphi) = \lambda \delta(\varphi) \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right) + G(R_k) g \delta(\varphi) \quad (20)$$

结合空间域模糊聚类水平集分割算法充分考虑了图像空间信息,气球力参数包含了空间域模糊聚类后的信息,模糊聚类结果自动对水平集函数初始化,避免了手动初始化带来的分割不稳定问题。

### 2.3 改进的模糊聚类水平集分割算法

B. N. Li 等<sup>[6]</sup>提出的模糊聚类水平集分割算法建立在文献[11]基础上,算法的水平集演化模型对应能量泛函中的距离正则化项  $uR_p(\varphi)$  采用的是单阱势函数。C. M. Li 等在文献[12]指出:采用单阱势函数作为距离正则化项会使水平集函数在演化过程中产生一些不必要的副作用,从而影响演化方程数值求解精度,造成曲线演化不准确、图像分割效果差的问题。单阱势函数表达式为

$$R_p(\varphi) = \int_{\Omega} p(|\nabla \varphi|) dx \quad (21)$$

$$p(x) = \frac{1}{2}(x-1)^2 \quad (22)$$

式(21)是距离正则化项表达式;式(22)有唯一的极小值点  $x=1$ 。由梯度下降流公式得

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \varphi \operatorname{div}(d_p(|\nabla \varphi|) \nabla \varphi) \quad (23)$$

由扩散过程的物理学背景可知,该方程是一个扩散方程,扩散率  $D = \Phi d_p(|\nabla \varphi|)$ ,当  $|\nabla u|$  趋近 0 时,扩散率为负无穷大,影响数值计算的准确性。

为解决这一问题, C. M. Li 等<sup>[12]</sup>提出了距离规

则化水平集演化(Distance Regularized Level Set Evolution, 简称 DRLSE) 模型。DRLSE 模型采用双阱(Double-Well)势函数改进距离正则化项,双阱势函数表达式为

$$p_2(x) = \begin{cases} \frac{1}{(2\pi)^2} (1 - \cos(2\pi x)) & x \leq 1 \\ \frac{1}{2}(x-1)^2 & x \geq 1 \end{cases} \quad (24)$$

式中,扩散方程扩散率  $|D| \leq \Phi$  为有界常数,避免了  $p_2(x)$  引起的扩散率趋于无穷大的问题,提高了演化方程的数值解精度。

本文在研究 DRLSE 模型基础上,利用 DRLSE 模型改进原模糊聚类水平集分割算法,提出了结合空间域模糊聚类与 DRLSE 模型的图像分割算法。

DRLSE 模型应用到图像分割采用的能量泛函为

$$\varepsilon(\varphi) = \mu R_p(\varphi) + \lambda L_g(\varphi) + \nu A_g(\varphi) \quad (25)$$

式中,  $u$ 、 $\lambda$ 、 $\nu$  分别为各能量项系数;  $uR_p(\Phi)$  为内部能量项,也称距离正则化项;二、三项合称为外部能量项。 $L_g(\varphi)$ 、 $A_g(\varphi)$  分别被定义为

$$L_g(\varphi) = \int_{\Omega} g \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy \quad (26)$$

$$A_g(\varphi) = \int_{\Omega} g H(-\varphi) dx dy \quad (27)$$

式中,  $g$  为边缘指示函数;  $\delta(x)$  为 Dirac 函数;  $H(x)$  为 Heaviside 函数。

DRLSE 模型定义 Heaviside 函数为

$$H_{\varepsilon}(x) = \begin{cases} 0.5(1 + x/\varepsilon + \sin(\pi x/\varepsilon)/\pi) & |x| \leq \varepsilon \\ 1 & x > \varepsilon \\ 0 & x < -\varepsilon \end{cases} \quad (28)$$

将式(21)、(24)、(26)、(27)、(28)代入式(25),能量函数表达式改写为

$$\varepsilon(\varphi) = u \int_{\Omega} p_2(|\nabla \varphi|) dx + \lambda \int_{\Omega} g \delta_{\varepsilon}(\varphi) (|\nabla \varphi|) dx + \nu \int_{\Omega} g H_{\varepsilon}(-\varphi) dx \quad (29)$$

利用 Gateaux 导数<sup>[13]</sup>对  $\varphi$  求导,然后采用最速下降算法<sup>[14]</sup>对函数  $\varepsilon$  最小化,可得 DRLSE 模型水平集函数演化方程为

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = u \operatorname{div}(d_{p_2}(|\nabla \varphi|) \nabla \varphi) + \lambda \delta_{\varepsilon}(\varphi) \operatorname{div}(g \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|}) + \nu g \delta_{\varepsilon}(\varphi) \quad (30)$$

式中,  $d_{p_2}(x)$  为函数  $p_2(x)$  的一阶导数。

$$d_{p_2}(x) = \frac{p_2'(x)}{x} \quad (31)$$

再通过有限差分法离散化求解, 得到 DRLSE 模型迭代方程为

$$\begin{aligned} \varphi^{k+1}(x+y) = & \varphi^k(x,y) + \tau[u\text{div}(d_{p_2}(|\nabla\varphi^k|)\nabla\varphi^k) + \\ & \lambda\delta_\varepsilon(\varphi^k)\text{div}(g\frac{\nabla\varphi^k}{|\nabla\varphi^k|}) + v g\delta_\varepsilon(\varphi^k)] \end{aligned} \quad (32)$$

由此, 利用 DRLSE 模型中水平集函数迭代方程对原模糊聚类水平集分割算法中迭代方程改进, 将式(32)中气球力参数换成式(19)形式, 得到新的模糊聚类水平集算法迭代方程:

$$\begin{aligned} \varphi^{k+1}(x+y) = & \varphi^n(x,y) + \tau[u\text{div}(d_{p_2}(|\nabla\varphi^n|)\nabla\varphi^n) + \\ & \lambda\delta_\varepsilon(\varphi^n)\text{div}(g\frac{\nabla\varphi^n}{|\nabla\varphi^n|}) + G(R_k)g\delta_\varepsilon(\varphi^n)] \end{aligned} \quad (33)$$

结合空间域模糊聚类与 DRLSE 模型分割算法充分考虑了图像空间信息; 气球力参数包含了空间域模糊聚类后的信息, 模糊聚类结果可对 DRLSE 模型自动初始化, 避免了手动初始化带来的分割结果不稳定问题; 水平集函数具有自适应能力, 当距离分割目标真实边界较远时的演化速度很快, 当接近目标边界时演化速度会变慢, 同时曲线边界变得平滑。另外, DRLSE 模型采用双势函数改进原模糊聚类水平集算法距离规则化项, 改进的算法分割结果更稳定, 演化模型数值解精度更高。

运用原模糊聚类水平集分割算法和改进后模糊聚类水平集分割算法对一组不规则的颅脑出血 CT 图像分割, 两种算法迭代次数均为 300 次, 如图 1 和图 2 所示。

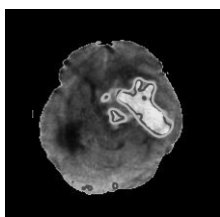


图 1 原模糊聚类水平集算法分割结果

Fig. 1 The original fuzzy clustering level set algorithm segmentation

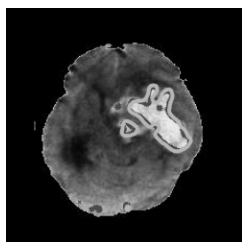


图 2 改进模糊聚类水平集算法分割结果

Fig. 2 The improved fuzzy clustering level set algorithm segmentation

图中红色轮廓表示根据空间域模糊 C-均值聚

类分割结果设定的水平集函数初始演化轮廓, 绿色轮廓表示水平集函数迭代演化 300 次后的分割结果。从曲线演化精度来说, 改进后的模糊聚类水平集算法的曲线演化更准确, 且分割结果更稳定。

### 3 颅脑出血 CT 图像分割实验结果及分析

本节应用结合空间域模糊聚类与 DRLSE 模型分割算法对病灶不明显、边界不规则、不连续及含有高噪声的颅脑出血 CT 图像分割。实验硬件环境为: Intel(R)Core(i3)CPU M380 2.53 GHz, 内存 DDR3 2 G, 系统环境为 Microsoft Windows 7 Ultimate, 软件环境为 Matlab 2013(a), CT 图像分割分 2 步进行。

#### 3.1 颅脑出血 CT 图像预分割

首先对颅骨及颅外轮廓预分割, 保留颅内组织, 然后利用本文算法对颅内结构细分割, 最终得到出血病灶。预分割采用区域生长法提取颅内组织, 排除颅骨像素值和颅外周围轮廓噪声干扰, 提高分割的精度和速度。选择生长阈值  $Th=40$ , 以颅骨中一个像素点为初始点区域生长, 分割结果, 如图 3 和图 4 所示。

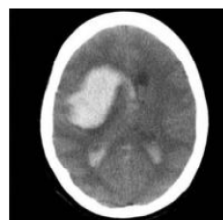


图 3 原 CT 图像

Fig. 3 The original CT image

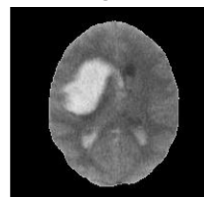


图 4 颅内区域图像

Fig. 4 The intracranial image

#### 3.2 应用 FCRLS 算法对预处理后的 CT 图像细分割

为验证算法的有效性, 本文收集了四组典型的出血病灶不明显、边界不规则、不连续的颅脑出血 CT 图像进行分割。如图 5 所示。

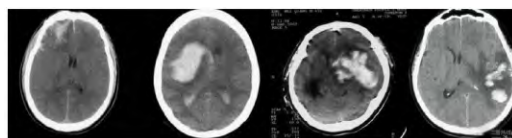


图 5 四组颅内出血 CT 图像

Fig. 5 Four groups of hemorrhage CT images

图5中4组病例自左向右依次为右侧额叶出血；右侧额、顶叶出血溃入侧脑室和第三脑室；左侧基底节出血；左颞叶出血。第1组病例是外伤导致的脑挫裂伤，第2、3组病例是高血压引起的血管源性出血，最后一组为肿瘤破裂出血。

运用FCRLS算法对预分割后的四组CT图像细分割，并与FCM算法、阈值分割算法比较，验证了该算法对病灶区不明显、不规则及不连续的脑出血CT图像分割更有效。首先对第一组提取颅内组织后的CT图像分割，分别用不同的迭代次数验证分割效果，发现当迭代次数为300时，分割出的病灶更接近真实病灶区域，如图6所示。

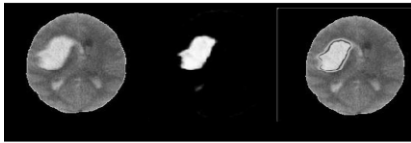


图6 颅脑出血CT图像细分割

Fig. 6 Re-segmentation of intracranial CT images

图6中，第2幅是空间域模糊C-均值聚类算法初始分割的出血病灶区；第3幅是FCRLS算法迭代演化分割后的CT图像，其中，红色轮廓是根据空间域模糊聚类结果设定的初始化轮廓，绿色轮廓表示根据血肿周围水肿带特点，利用DRLSE模型迭代300次后的分割结果。

验证实验分别用FCRLS算法、FCM算法、阈值分割法对4组颅脑出血CT图像细分割。根据颅脑出血CT图像特点，FCRLS算法中参数取值为： $\mu = 0.1$ ， $\lambda = 5$ ， $\nu = 1.5$ ， $\tau = 2$ ；FCM算法参数取值 $m = 2$ ， $\varepsilon = 0.01$ ， $c = 4$ <sup>[13]</sup>；阈值分割算法取阈值 $Th = 40$ ，如图7所示。

从图7中第3排前两幅可看出，FCM算法对病灶区不明显的出血CT图像分割效果较差。若FCM分割算法得到出血面积与真实出血面积有较大偏差，则计算得到的脑出血量不准确，会导致医学误诊后果。根据CT诊断学知识，额叶出血引起的周围脑组织损伤，可能导致患者出现四肢瘫痪、高热、多尿、运动性失语症、书写不能等病损表现；右侧额、顶叶出血溃入侧脑室和第三脑室，可能导致患者出现四肢瘫痪、高热、多尿、运动性失语症、复合性感觉障碍、计算不能、书写不能和失用症等病损表现<sup>[1]</sup>。

从第4排后两幅可看出，阈值分割法对病灶区不规则、不连续的出血CT图像分割效果较差。若阈值分割算法得到出血面积与真实出血面积有较大偏差，将得到不准确的脑出血量，导致医学误诊后

果。根据CT诊断学知识，左侧基底节区出血引起周围脑组织损伤，可导致患者出现运动异常(舞蹈样动作、手足徐动症及偏身投掷障碍)和肌张力改变(增高或降低)的病损表现；左颞叶出血引起的周围脑组织损伤，可能导致患者出现感觉性失语症、命名性失语症、情绪异常、记忆障碍、视野改变以及出现错觉、幻觉、内脏抽搐等病损表现<sup>[1]</sup>。

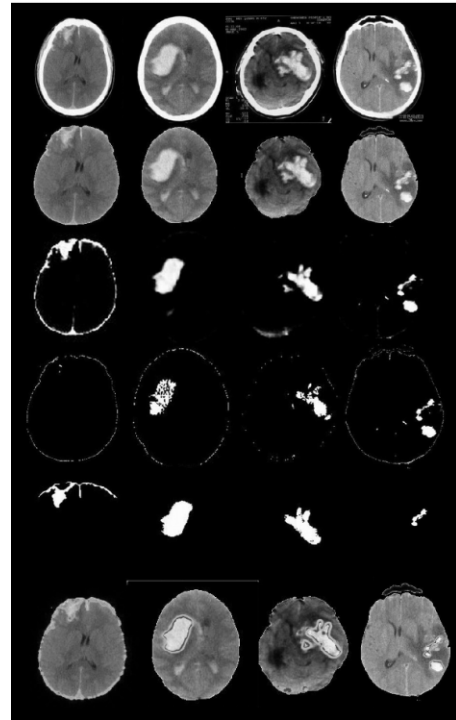


图7 阈值、FCM、FCRLS算法分割效果对比

Fig. 7 Contrast of threshold method, FCM and FCRLS algorithm segmentation

故对于病灶不明显、边界不规则、不连续的颅脑出血CT图像，FCRLS算法相比FCM算法、阈值分割算法的分割效果更好。

图7中，横向4幅图像为收集的4组典型脑出血CT图像。第1排为原颅脑出血CT图像；第2排为剔除颅骨后的脑出血CT图像；第3排是空间域模糊聚类算法初始化后的出血病灶区；第4排是采用FCM算法分割出的出血病灶区；第5排是采用阈值分割算法分割出的出血病灶区；第6排是DRLSE模型根据初始化轮廓迭代演化分割后出血病灶区。根据病灶区周围水肿带引起的“占位效应”<sup>[16]</sup>，结合两位神经外科医生经验，发现当水平集函数迭代次数依次取值200、300、300、500时，4组病例的分割结果更接近真实病灶区域。

### 3.3 FCRLS算法抗噪性验证

对4组原CT图像添加密度为0.02的高斯噪声，分别采用FCRLS算法、FCM算法、阈值分割算法



对噪声处理后的 CT 图像分割, 3 种算法参数取值均不变, 如图 8 所示。

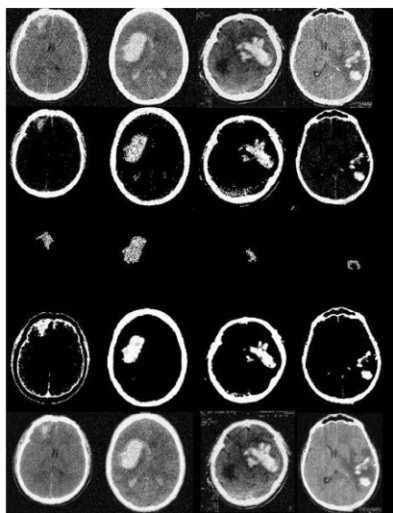


图 8 噪声处理后脑出血 CT 图像分割结果

Fig. 8 The noisy intracranial hemorrhage CT images segmentation

图 8 中, 横向第 1 排是高斯噪声处理后的 4 组颅内出血 CT 图像; 第 2 排是采用 FCM 算法分割的出血病灶区; 第 3 排是阈值分割算法分割后出血病灶区; 第 4 排是空间域模糊聚类算法分割出初始病灶区; 第 5 排为 DRLSE 模型迭代演化后分割出最终病灶区。水平集函数迭代次数依次取值 200、300、300、500。

实验结果证明 FCRLS 算法有更强的抗噪性。其他两种算法分割出的病灶区域与真实病灶区域均较大偏差, 会导致医学误诊后果。

### 3.4 FCRLS 算法快速性分析

为验证算法的快速性, 分别采用 FCRLS 算法、FCM 算法、阈值分割算法对四组病例进行 20 次分割。利用 Matlab 计时函数 tic 函数(计时开始)和 toc 函数(计时结束)统计四组病例分割时间, 求出平均时间。

实验结果证明, FCRLS 算法和阈值分割法分割速度相对更快, 见表 1。

表 1 FCRLS、FCM 和阈值分割算法的病灶分割平均时间表

Tab. 1 Focal region segmentation average schedule of FCRLS, FCM and threshold algorithm

	病例 1	病例 2	病例 3	病例 4
FCRLS	4.971 5s	2.274 1s	3.727 5s	4.098 4s
FCM	18.643 7s	14.587 4s	15.647 1s	25.428 9s
阈值分割	3.371 1s	3.160 8s	3.488 7s	4.589 1s

## 4 结 论

本文针对颅内出血 CT 图像中存在的病灶不明显、边界不规则、不连续及含高噪声的现象, 提出结合空间域模糊聚类与 DRLSE 模型算法用于颅内出血 CT 图像分割。FCRLS 算法首先采用结合空间域模糊 C-均值聚类算法对颅内出血 CT 图像初始聚类分割, 再利用聚类结果对 DRLSE 模型初始化。空间域模糊 C-均值算法充分考虑了图像的空间域信息, 对于病灶不明显、边界不规则、不连续及含高噪声的 CT 图像均可近似分割出病灶区域。DRLSE 模型演化曲线从接近真实病灶区域的边界区域开始演化, 演化曲线的控制参数由 bg 模糊聚类结果自动获取, 避免了人工初始化带来的分割结果不稳定的问题, DRLSE 模型中改进的距离规则化项使曲线更准确、稳定的演化。验证实验证明, 与 FCM 算法、阈值分割算法相比, 该算法的分割结果更接近真实的病灶区域, 且分割过程更稳定、速度更快并具有更强的抗噪性。

## 参考文献(References)

- [1] 卢光明, 陈君坤. CT 诊断与鉴别诊断[M]. 南京: 东南大学出版社, 1999.  
Lu G M, Chen J K. CT Diagnosis and Differential Diagnosis[M]. Nanjing: Southeast University Press, 1999.
- [2] 贾建平. 神经病学[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2008.  
Jia J P. Neurology[M]. Beijing: People's Medical Publishing House, 2008.
- [3] 芮德源. 临床神经解剖学[M]. 北京: 人民卫生出版社, 2010.  
Rui D Y. Clinical Neuroanatomy[M]. Beijing: People's Medical Publishing House, 2010.
- [4] H. S. Bhaduria, Annapurna Singh, M. L. Dewal. An Integrated Method for Hemorrhage Segmentation from Brain CT Imaging[J]. Computers and Electrical Engineering, 2013, 39(5): 1527-1536.
- [5] 汪亮, 金福江, 陈峻严. 基于区域生长和 FCM 模糊聚类的颅内出血 CT 图像分割[J]. 系统仿真学报, 2014, 26(2): 231-235.  
Wang L, Jin F, Chen J Y. Segmentation of Intracranial Hemorrhage's CT Image Based on Method of Region Growing and FCM Fuzzy Clustering[J]. Journal of System Simulation, 2014, 26(2): 231-235.
- [6] B. N. Li, C. K. Chui, S. Chang, S. H. Ong. Integrating Spatial Fuzzy Clustering with Level Set Methods for Automated Medical Image Segmentation[J]. Computers in Biology and Medicine, 2011, 41(1): 1-10.
- [7] Shahangian B, Pourghassem H. Automatic brain hemorrhage segmentation and classification in CT scan images[C]//Machine Vision and Image Processing (MVIP), 2013 8th Iranian Conference on. IEEE, 2013: 467-471.
- [8] Mao G G, Yan L, Jiao S. Fuzzy C-Means Clustering with Local Information and Kernel Metric for Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(2): 573-584.
- [9] Chuang K S, Hseng H L, Chen S, et al. Fuzzy C-means Clustering with Spatial Information for Image Segmentation[J]. Computerized Medical Imaging and Graphics, 2006, 30(1): 9-15.

- [10] Sethian J A. Level Set Methods and Fast Marching Methods[M]. New York: Cambridge University Press, 1999.
- [11] C. Li, C. Xu, C. Gui, et al. Level set evolution without Reinitialization: a New Variational Formulation[J]. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2005, 1: 430-436.
- [12] C. Li, C. Xu, C. Gui, et al. Distance Regularized Level Set Evolution and Its Application to Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2010, 19(12): 3243-3254.
- [13] T. Chan, L. Vese. Active Contour without edges[J]. IEEE Transaction on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [14] S. Osher, R. Fedkiw. Level Set Methods and Dynamic Implicit Surfaces[M]. New York: Springer, 2002.
- [15] 吴林, 郭大勇, 施克仁. 改进的FCM在人脑MR图像分割中的应用[J]. 清华大学学报(自然科学版), 2004, 44(2): 157-159.  
Wu L, Guo D Y, Shi K R. Modified Fuzzy C-means Algorithm for Image Segmentation in Brain Magnetic Resonance Images[J]. Tsinghua University (Science & Technology), 2004, 44(2): 157-159.
- [16] 王忠诚. 王忠诚神经外科学[M]. 武汉:湖北科学技术出版社,2005,866~867.  
Wang Z C. Wangzhongcheng Neurosurgery[M]. Wuhan:Hubei Science and Technology Press,2005,866~867.