

文章编号:1673-0062(2015)02-0108-07

基于局域模糊聚类 and Chan-Vese 模型的 CT 医学图像分割

陈俊熹¹, 陈灵娜^{2*}, 李丽华²

(1. 南华大学 附属南华医院, 湖南 衡阳 421000; 2. 南华大学 计算机科学与技术学院, 湖南 衡阳 421001)

摘 要:针对 CT 医学图像灰度不均匀的特点, 研究了基于改进的模糊聚类和 Chan-Vese 模型的图像分割. 该分割模型综合利用基于空间信息的 FCM 算法、图像局部区域信息以及 Chan-Vese 模型, 通过最小化能量函数的方式来进行曲线演化. 基于空间信息的 FCM 算法对曲线的演化起到了一定的收敛作用, 并且局部区域信息提高了分割质量. 分割模型还考虑了分割效果和计算效率, 降低了算法的时间复杂度, 提高了算法的执行效率, 从而提高了灰度不均匀图像分割的精度.

关键词:医学图像分割; 灰度不均匀; 模糊聚类; Chan-Vese 模型

中图分类号: TP751.1 **文献标识码:** B

A Local Fuzzy-based Chan-Vese Method for the Segmentation of CT Medical Images

CHEN Jun-xi¹, CHEN Ling-na^{2*}, LI Li-hua²

(1. Affiliated Nanhua Hospital, University of South China, Hengyang, Hunan 421001, China;

2. School of Computer Science and Technology, University of South China, Hengyang, Hunan 421001, China)

Abstract: Due to the inhomogeneous density of CT medical image, the segmentation model based on the local fuzzy clustering method and Chan-Vese model is investigated. This segmentation model makes full use of the spatial fuzzy c-means (SFCM) algorithm, the local region information, and local Chan-Vese model. The curve evolution is realized by minimizing the energy function. SFCM algorithm is convenient for controlling level set evolution and calculation convergence, and the local image information can improve the quality of segmentation. Moreover, the segmentation model considers the effectiveness of segmentation and high efficiency to reduce the time complexity of the algorithm. Thus, the segmentation model gets more precise re-

收稿日期: 2014-11-06

基金项目: 湖南省自然科学基金资助项目(11JJ3073)

作者简介: 陈俊熹(1978-), 男, 湖南衡阳人, 南华大学附属南华医院主治医师, 硕士. 主要研究方向: 烧伤和整形外科、图像处理和模式识别. * 通信作者.

sult of image segmentation for the inhomogeneous density of CT medical image.

key words: medical image segmentation; intensity inhomogeneity; Chan-Vese model; spatial fuzzy clustering

图像分割是计算机辅助治疗系统图像分析中的关键步骤. 图像分割的目的就是把输入图像分割成具有不同意义的区域,如感兴趣区域从背景中分离. 然而,没有一个统一的算法用于图像分割. 由于 CT 图像噪声和低对比度,利用传统的分割方法如阈值分割^[1]、模糊聚类^[2-3]、神经网络^[4]、活动轮廓模型^[5-6]等都很难得到准确的分割结果. 然而,活动轮廓模型被称为较好的分割方法之一,它可分为基于边缘^[7]的和基于区域^[8]的活动轮廓模型. 目前较为流行的一种基于区域的活动轮廓模型称为 Chan-Vese 模型,该模型是基于 Mumford-Shan 分割理论. 近年来,研究者利用基于能量最小化理论提取出图像中感兴趣的区域. Chan 和 Vese 提出了两相分割 (Chan-Vese, C-V) 模型可快速提取出感兴趣的目标,这种模型能成功应用于具有两个区域且每个区域具有相似灰度的图像分割. 但是, C-V 模型不能很好分割出图像灰度不均匀的区域. 为了解决 C-V 模型应用的局限性, Chan 和 Vese 再次提出了利用最小化 Mumford-Shan 数学模型得到分段光滑 (Piecewise smooth, P-S) 模型. 然而, P-S 模型计算时间复杂度高. 为了解决时间复杂度和灰度不均匀问题, Li^[9] 等提出了基于模糊聚类的水平集方法用于图像分割. 该方法中 FCM 算法可改善 Chan-Vese 方程的初始化和曲线演化,但是分割的结果容易受簇分类的影响. 因此,利用基于空间信息的 FCM 算法 (Spatial FCM, SFCM) 可改进传统的模糊聚类算法的不足. 除外, Liu 等^[10] 提出了一个局部基于区域的 C-V 分割模型,该模型通过引入图像的局部信息,具有灰度不均匀的图像也能得到较准确的分割结果.

因此,本文提出了一种基于改进的模糊聚类和 Chan-Vese 模型的图像分割模型,这种模型能快速实现 CT 医学图像分割. 与传统的 C-V 模型相比,改进的模型不仅利用基于空间信息的模糊聚类 SF-CM 算法,还考虑了图像局部信息和区域特征,该分割模型可较好的控制 C-V 模型参数,方便水平集的曲线演化. 仿真结果表明,改进的分割模型不仅提高了分割质量,同时还提高了收敛速度.

1 理论方法

1.1 SFCM 算法

FCM 算法是图像分割中最重要的一种方法,

该算法的基本思想就是使得被划分到同一簇的对象之间相似度最大,而不同簇之间的相似度最小. FCM 算法是用隶属度确定每个数据点属于某个聚类的程度的一种聚类算法. 该算法是一个简单的迭代过程,通过最小化 FCM 的价值函数 (或目标函数) 来得到 c 个模糊聚类组:

$$J_{\text{FCM}}(U, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^m d^2(x_k, v_i) \quad (1)$$

其中 $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ 是 p 维矢量空间的数据集, n 是数据集中数据的个数, c 是聚类组的个数且 $2 \leq c \leq n$. $u_{ik} = u_i(x_k)$ 代表着第 k^{th} 像素属于 i^{th} 簇, m 是数据集隶属度. v_i 是聚类的中心, $d^2(x_k, v_i)$ 是 k 个数据到 i 簇中心的距离. 模糊聚类分割是通过对比式 (1) 的目标函数进行迭代优化过程,同时还需要初始化更新聚类中心和聚类的组数如下列公式:

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

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^m} \quad (3)$$

如果迭代过程中相对上次价值函数值的改变量小于某个阈值,或者达到最大的迭代次数,则算法停止.

Salima 等^[11] 在 FCM 算法中引入空间信息则构成了一个 SFCM 算法,该算法可用下列公式实现:

$$u_{ik}^* = \frac{\sum_{j \in N_k} u_{ij} p_{kj}}{\sum_{s=1}^c \sum_{j \in N_k} u_{sj} p_{kj}} \quad (4)$$

$$v_i^* = \frac{\sum_{k=1}^n u_{ik}^* x_k}{\sum_{k=1}^n u_{ik}^*} \quad (5)$$

其中 p_{kj} 利用了图像空间信息,并代表着区域内邻近像素对中心像素 x_k 的影响概率. N_k 指着进入以像素 x_k 为中心的窗口内像素的个数. 像素密度 d_{kj}^f 和像素之间的欧几里德距离定义如下:

$$d_{kj}^f = |x_k - x_j| \quad (6)$$

$$d_{kj}^s = \|k - j\|^2 \quad (7)$$

接着,贡献因子 p_{kj} 定义如下:

$$p_{kj} = \frac{1}{d_{kj}^f / \sigma_k^2} \times \frac{1}{d_{kj}^s} \quad (8)$$

其中 σ_k^2 为中心像素 x_k 所在区域的局域密度. 因此, SFCM 算法的新代价函数定义如下:

$$J_{\text{FCM}}^*(U^*, V) = \sum_{k=1}^n \sum_{i=1}^c u_{ik}^{*m} d^2(x_k, v_i) \quad (9)$$

1.2 Chan-Vese (C-V) model

Chan 和 Vese 提出了一个活动轮廓模型用于两相图像分割,活动轮廓模型是在 Mumford-Shan 模型基础上引入水平集理论. C-V 模型的基本思想是利用水平集函数 ϕ 把一幅给定图像 $I(x)$ 分割成两个区域,可通过下列能量函数最小化来实现:

$$E^{cv}(c_1, c_2, \phi) = \lambda_1 \int_{\Omega} (I(x) - c_1)^2 H(\phi(x)) dx + \lambda_2 \int_{\Omega} (I(x) - c_2)^2 (1 - H(\phi(x))) dx \quad (10)$$

其中常量 c_1 和 c_2 代表分割区域的灰度密度,系数 λ_1 和 λ_2 也是两个固定的参数. C-V 模型也包含正则化算子,因此能量方程 $E^{cv}(c_1, c_2, \phi)$ 可改写为:

$$E^{cv}(c_1, c_2, \phi) = \lambda_1 \int_{\Omega} (I(x) - c_1)^2 H(\phi(x)) dx + \lambda_2 \int_{\Omega} (I(x) - c_2)^2 (1 - H(\phi(x))) dx + \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x)) |\nabla \phi(x)| dx + \nu \int_{\Omega} H(\phi(x)) dx \quad (11)$$

其中 $H(\phi)$ 是 Heaviside 函数, $\delta(\phi)$ 是狄拉克函数. 它们的公式分别为:

$$\begin{cases} H_{\varepsilon}(z) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan\left(\frac{z}{\varepsilon}\right) \right) \\ \delta_{\varepsilon}(z) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + z^2} \end{cases} \quad z \in R \quad (12)$$

当上式中 $\phi(x)$ 保持不变并对 $E^{cv}(c_1, c_2, \phi)$ 最小化,可得到 c_1 和 c_2 如下:

$$\begin{cases} c_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x) H(\phi(x)) dx}{\int_{\Omega} H(\phi(x)) dx} \\ c_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(x) (1 - H(\phi(x))) dx}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x))) dx} \end{cases} \quad (13)$$

当 c_1 和 c_2 保持不变时,通过最小化 $E^{cv}(c_1,$

$c_2, \phi)$, 可得到变分水平集公式如下:

$$\frac{\partial \phi(x, t)}{\partial t} = \delta(\phi) [-\lambda_1 (I(x) - c_1)^2 + \lambda_2 (I(x) - c_2)^2 + \mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu] \quad (14)$$

上述的 C-V 模型用很宽的耦合范围对初始值不敏感,因此是一种较好的图像分割方法. 但是,该 C-V 模型失败分割图像灰度不均匀的图像.

1.3 基于局部的模糊聚类 and Chan-Vese 模型 (Local fuzzy-based Chan-Vese, LFCV)

为了解决 C-V 模型很难分割图像灰度不均匀的医学图像的问题,需要利用演化曲线附近的局域区域的图像信息特征. 针对这个问题,提出了一个基于局域模糊聚类和 Chan-Vese 模型. 在传统 C-V 模型中,参数 c_1 和 c_2 为常量,则无法处理包含灰度异质区域的问题. 设定以图像像素 x 为中心的图像局部区域的灰度平均密度权值为 $I(y)$. 在公式(13)的 $c_1(\phi)$ 和 $c_2(\phi)$ 中引入了模糊聚类矩阵 u_i^* , 且 u_i^* 可由公式(4)获得,则分割区域的灰度密度估计参数 c_1 和 c_2 可变成如下公式:

$$\begin{cases} c_1(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(y) g_k u_i^* H(\phi(x)) dx}{\int_{\Omega} H(\phi(x)) dx} \\ c_2(\phi) = \frac{\int_{\Omega} I(y) g_k u_i^* (1 - H(\phi(x))) dx}{\int_{\Omega} (1 - H(\phi(x))) dx} \end{cases} \quad (15)$$

其中 g_k 是高斯核函数.

将公式(15)代入公式(11),能量方程可改写为:

$$E(c_1, c_2, \phi) = \lambda_1 \int_{\Omega} (I(x) - c_1(x))^2 H(\phi(x)) dx + \lambda_2 \int_{\Omega} (I(x) - c_2(x))^2 (1 - H(\phi(x))) dx + \mu \int_{\Omega} \delta(\phi(x)) |\nabla \phi(x)| dx + \nu \int_{\Omega} H(\phi(x)) dx \quad (16)$$

通过保存 $c_1(x)$ 和 $c_2(x)$ 不变,采用变分法最小化 $E(c_1, c_2, \phi)$, 可得如下公式:

$$\frac{\partial \phi(x, t)}{\partial t} = \delta(\phi) [-\lambda_1 (I(x) - c_1(x))^2 + \lambda_2 (I(x) - c_2(x))^2 + \mu \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) - \nu] \quad (17)$$

此外,为避免水平集函数的反复校正,将其符号距离函数的属性设计成能量泛函的一部分,使能量泛函取极小值时的属性能自动满足.

LFCV 算法的具体步骤如下:

步骤 1:对水平集函数 ϕ 进行初始化:

$$\phi(x,t=0)=\begin{cases} -1 & x\in\Omega_0-\partial\Omega_0 \\ 0 & x\in\partial\Omega_0 \\ 1 & x\in\Omega-\Omega_0 \end{cases} \quad (18)$$

其中 Ω_0 是图像集合的子集, $\partial\Omega_0$ 是 Ω_0 的边界描述.

步骤 2:计算感兴趣区域 ROI 的聚类中心和隶属度矩阵 u_i^* ,并代入到公式 (15) 中计算 $c_1(x)$ 和 $c_2(x)$.

步骤 3:根据公式 (17) 对水平集函数进行演化.

步骤 4:利用公式 $\phi^{n+1}(x)=\phi^n(x)+\Delta t\Delta\phi$ 更新水平集函数,其中 Δt 为迭代时间.

步骤 5:当水平集的目标函数小于一个设定的阈值且达到边界点则停止,否则转置于步骤 2 继续迭代.

2 实验结果与分析

在本文实验中,将传统的 LSW^[4]、RD^[5]、Li^[7]三个模型与提出的 LFCV 模型作了分析评价与比较.运用上述模型对一些 CT 医学图像进行分割,以此来验证本文算法的性能.分割的实验平台为:windows7 系统、Matlab R2010b 软件、Intel 奔腾双核 P5 计算机.

图 1 和图 2 显示了肝脏肿瘤图像以及分割结果.本文对 LFCV 模型中的参数进行了优化,可利用这样的优化参数如: $\sigma=0.8$, $\lambda_1=\lambda_2=1.0$,

$\Delta t=1$, $\mu=0.2$ 以及 $\nu=0.001\times 255\times 255$. 同时,参数优化后能获得较好的分割结果.众所周知,传统的 C-V 模型主要适合分段光滑函数和灰度均值常量.因为普通的 C-V 模型依靠两个区域的均值来驱动水平集的演化,当两个待分割区域的均值相等时,其无需重新初始化的 C-V 模型的分割结果必将失败.因此,本文在传统 FCM 算法的目标函数中引入图像空间信息,使得到的聚类中心更加合理,并且增强了算法对噪音的鲁棒性. SFCM 算法不仅能够融合图像空间信息,还可以估计模糊聚类的中心和隶属度. 肝脏肿瘤图像原图如图 1a 所示. 图 1b 显示了 LSW 模型分割的结果,从图中可以看出 LSW 模型不能准确分割肝脏图像中的肿瘤区域,这是因为肿瘤区域与邻近的背景区域具有相似的灰度造成的. RD 模型同样不能对肿瘤区域进行很好的分割,从结果图 1c 中可以看出肿瘤边界出现了泄漏.这也是由于像素灰度非常接近的目标和背景边界很难实现目标区域的有效分割.采用 Li 模型分割后出现了不规则的边界,也不能得到准确的分割区域,如图 1d 所示.但是,在 LFCV 模型通过引入 SFCM 算法,水平集曲线能准确停留在肿瘤的边界,得到了较准确的分割结果[图 1e]. 本文还对图 2a 中肝脏多个肿瘤块图像进行分割,从图中可以看出,LSW、RD 以及 Li 这三个模型都不能对噪声的弱边缘的肿瘤区域图像进行准确分割,使得演化曲线停留在错误的地方,分别如图 2b,图 2c 以及图 2d 所示.图 2e 给出了 LFCV 模型的分割结果,由于水平集函数中利用了 SFCM 算法,使得曲线在正确的方向上演化,故正确分割肿瘤区域.实验结果表明:本文 LFCV 模型可以正确检测出医学图像中和周围组织灰度相似的目标区域.

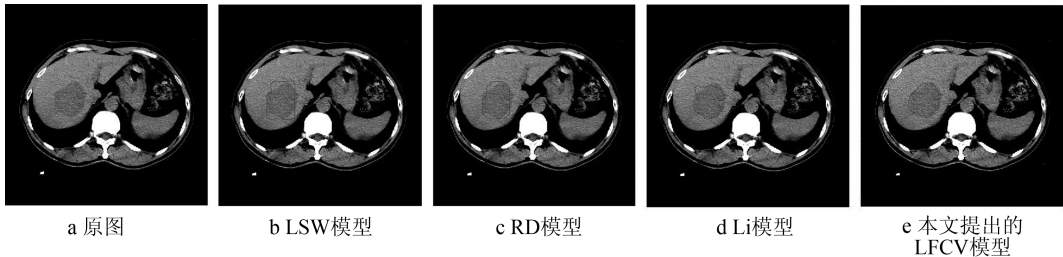


图 1 CT 肝脏肿瘤图像分割

Fig. 1 Segmentation results of CT liver cancer

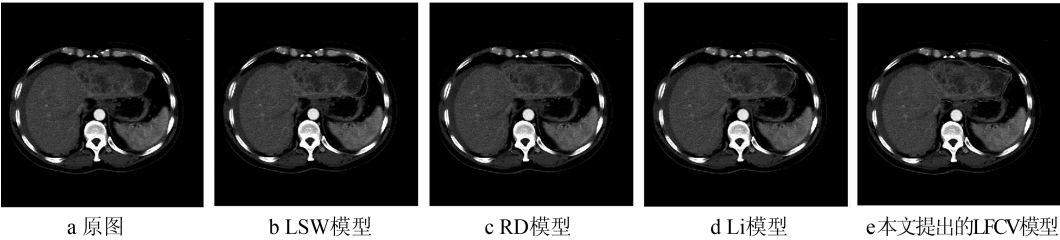


图 2 肝脏多肿瘤块图像分割

Fig. 2 The segmentation results on multiple liver cancer

为了研究本文算法的有效性,利用了 LSW、RD、Li 以及本文的 LFCV 模型对图 3a 中含有双目标的肾脏图像进行了图像的分割,本次实验迭代次数为 200 次分割. LSW 模型检测到错误的边界,如图 3b 所示. RD 模型也不能分割出准确的感兴趣区域,如图 3c 所示. 尽管 Li 的分割结果要优于 LSW 和 RD 模型,但是水平集曲线也不能停在准确的边界,如图 3d 所示. 当分割目标数目众多时,上述三种模型存在效率不高的问题. 本文的 LFCV 模型中 SFCM 算法和图像局部区域信息能引导水平集曲线快速达到感兴趣的区域边界. 当曲线接近于目标边界运动时,作用力成了引导曲

线向目标边界运动的主要因素. 除外,本文还对图 4a 中肺部 CT 图像进行左右肺的轮廓提取. 从图 4b,4c 以及 4d 中可以看出,LSW、RD、Li 三个模型对肺部图像分割时都产生了边界泄露. 通过在演化曲线函数中加入 SFCM 算法,则 SFCM 算法和区域信息能避免轮廓曲线继续演化进入目标边界外,造成边界泄露和角点丢失现象,提高目标轮廓提取的准确性,分割结果如图 4e 所示. 本文 LFCV 模型中的水平集函数不需要进行初始化,这能加速曲线耦合的速度,同时 SFCM 算法改进了 FCM 算法中聚类中心位置的选取,以克服陷入局部极小的问题.

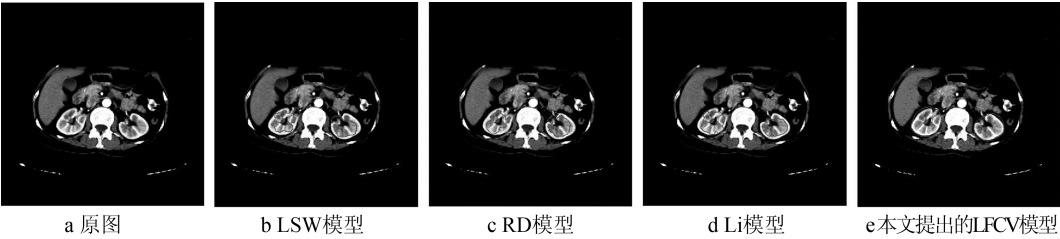


图 3 CT 肾脏图像分割

Fig. 3 The segmentation results on the kidney image

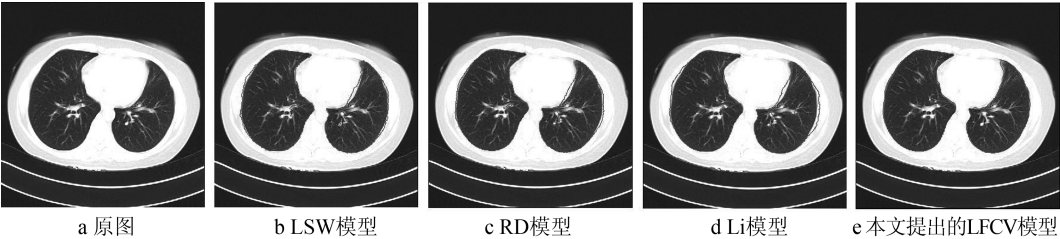


图 4 CT 肺部图像分割

Fig. 4 The segmentation results of a lung image

为了进一步评估本文 LFCV 模型的分割性能,接着还利用 LSW、RD、Li 以及 LFCV 四个模型对灰度不均匀的 CT 肝脏图像进行分割. LSW、RD 以及 Li 模型都不能对图 5a 中原图像进行准确分割. 从

图 5b、图 5c 以及图 5d 中可以看出,传统模型在目标分割中仅考虑了全局图像信息,在灰度不均匀场景下的图像分割中背景和对象出现了错分现象,三种模型分割性能不佳,而且比较容易收敛到

噪声区域. 而 LFCV 模型应用了图像局部区域信息特征则有效缓解了噪声和弱边界的干扰,LFCV 模型则克服了上述方法中的不足,可实现各类灰度不均匀场景中目标的准确分割,如图 5e 所示. 另外,当初始条件相同,运行参数为 $\mu = 0.2$, $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$, $\Delta t = 2$,所有模型执行 300 步之后分割结果如图 6 所示.LSW、RD 以及 Li 三种模型不适于解决

目标边界结构复杂的分割问题. 对于灰度不均匀(含噪声及弱边界)场景,三种模型不能得到头部图像的准确分割(图 6b、图 6c 以及图 6d). 由于 LFCV 模型中 SFCM 算法和区域信息克服了灰度不均匀现象带来的不利影响,并采用基于图像局部区域信息的水平集模型中的局部极小问题,从而获得了较前述三个模型更准确的分割结果.

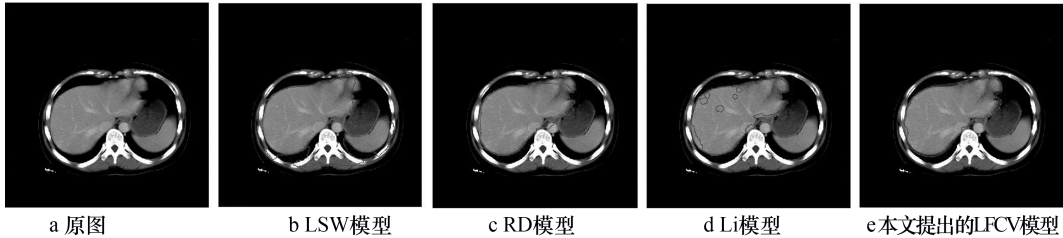


图 5 灰度不均匀的肝脏图像分割
Fig. 5 The segmentation results of CT liver tissues with intensity inhomogeneity

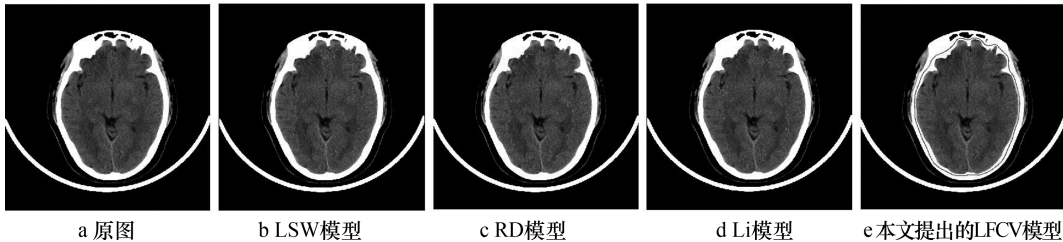


图 6 CT 头部图像分割
Fig. 6 The segmentation results of CT cerebral tissues

3 结 论

本文提出的 LFCV 模型是基于模糊聚类 and 水平集思想的模型,它不仅利用图像局部区域信息和 SFCM 算法,而且通过最小化能量函数的方式来进行曲线演化. 在探讨了 C-V 模型优缺点的基础上,针对 C-V 模型的不足提出了改进方法,借鉴无需重新初始化模型理论并在 C-V 模型中添加 SFCM 算法和空间信息约束项,使水平集函数在演化过程中始终保持为符号距离函数,从而避免了演化过程中重复初始化过程,降低了算法的时间复杂度,提高了算法的执行效率,对曲线的演化起到了一定的收敛作用,从而提高了分割的精确度. 通过实验证明,与 LSW、RD 以及 Li 三种模型相比,本文所采用的 LFCV 模型对图像的分割效果及效率都有了一定的改进.

参考文献:

[1] Arifin A Z, Asano A. Image segmentation by histogram

thresholding using hierarchical cluster analysis[J]. Pattern Recognition Letters,2006,27(13):1515-1521.
[2] He Y Y, Hussaini M Y, Ma J. A new fuzzy c-means method with total variation regulation for segmentation of images with noisy and incomplete data[J]. Pattern Recognition,2012,45(9):3463-3471.
[3] Balafar M A. Fuzzy C-mean based brain MRI segmentation algorithms[J]. Artificial Intelligence Review,2014,41(3):441-449.
[4] Torbati N, Ayatollahi A, Kermani A. An efficient neural network based method for medical image segmentation [J]. Computers in biology and medicine,2014,44:76-87.
[5] Wang L F, Pan C H. Robust level set image segmentation via a local correntropy-based K-means clustering [J]. Pattern Recognition,2014,47(5):1917-1925.
[6] Li C M, Xu C Y, Gui C F, et al. Level set evolution without re-initialization: A new variational formulation [J]. Proc. IEEE. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition,2005,1:430-436.

3 结 论

单壁碳纳米管分散液具有光化学活性,模拟太阳光下,能够产生单线态氧和羟基自由基,其产生单线态氧的能力与自身浓度成正比,是相同浓度 SRFA 的 $1/9-1/5$,单壁碳纳米管产生羟基自由基的能力与自身浓度成反比,是相同浓度 SRFA 的 $2/5-1/2$.

参考文献:

- [1] Lowry G V, Gregory K B, Apte S C, et al. Transformations of nanomaterials in the environment [J]. Environmental Science & Technology, 2012, 46(13): 6893-6899.
- [2] Perez S, Farre M, Barcelo D. Analysis, behavior and ecotoxicity of carbon-based nanomaterials in the aquatic environment [J]. Trac Trends in Analytical Chemistry, 2009, 28(6): 820-832.
- [3] Klaine S J, Alvarez P J J, Batley G E, et al. Nanomaterials in the environment: Behavior, fate, bioavailability, and effects [J]. Environmental Toxicology and Chemistry, 2008, 27(9): 1825-1851.
- [4] Elimelech M, Mauter M S. Environmental applications of carbon-based nanomaterials [J]. Environmental Sci-

ence & Technology, 2008, 42(16): 5843-5859.

- [5] Kroto H W. The stability of the fullerenes C_n , with $n = 24, 28, 32, 36, 50, 60$ and 70 [J]. Nature, 1987, 329: 529-531.
- [6] Iijima S, Ichihashi T. Single-shell carbon nanotubes of 1-nm diameter [J]. Nature, 1993, 363: 603-605.
- [7] Chen C Y, Jafvert C T. Photoreactivity of carboxylated single-walled carbon nanotubes in sunlight: reactive oxygen species production in water [J]. Environmental Science & Technology, 2010, 44(17): 6674-6679.
- [8] Fenoglio I, Tomatis M, Lison D, et al. Reactivity of carbon nanotubes: Free radical generation or scavenging activity? [J]. Free Radical Biology and Medicine, 2006, 40(7): 1227-1233.
- [9] Narita M, Amano F, Kadoishi Y, et al. Phenol decomposition by visible light catalysis with fullerene [J]. Kagaku Kogaku Ronbunshu, 2007, 33(6): 564-569.
- [10] Mylvaganam K, Zhang L C. Deformation-promoted reactivity of single-walled carbon nanotubes [J]. Nanotechnology, 2006, 17(2): 410-414.
- [11] Chen C Y, Jafvert C T. The role of surface functionalization in the solar light-induced production of reactive oxygen species by single-walled carbon nanotubes in water [J]. Carbon, 2011, 49(15): 5099-5106.

(上接第 113 页)

- [7] Zhang K H, Zhang L, Song H H, et al. Reinitialization-free level set evolution via reaction diffusion [J]. IEEE Trans. Image Process, 2013, 22(1): 258-271.
- [8] Zhang K H, Song H H, Zhang L. Active contours driven by local image fitting energy [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1199-1206.
- [9] Li B N, Chui C K, Chang S, et al. Integrating spatial fuzzy clustering with level set method for automated medical image segmentation [J]. Computers in Biology and Medi-

cine, 2011, 41(1): 1-10.

- [10] Liu S G, Peng Y L. A local region-based Chan-Vese model for image segmentation [J]. Pattern Recognition, 2012, 45(7): 2769-2779.
- [11] Salima Q, Taleb-Ahmed A, Mohamed B. Spatial information based image clustering with a swarm approach [J]. IAES International Journal of Artificial Intelligence, 2012, 1: 149-160.