

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)04-0547-07

论文索引信息: 葛琦, 韦志辉, 张建伟, 冯灿, 詹天明. 结合改进 FCM 算法的多相位 CV 模型[J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 547-553

## 结合改进 FCM 算法的多相位 CV 模型

葛琦<sup>1)</sup>, 韦志辉<sup>1)</sup>, 张建伟<sup>2)</sup>, 冯灿<sup>1)</sup>, 詹天明<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup> (南京理工大学计算机学院, 南京 210094) <sup>2)</sup> (南京信息工程大学数理学院, 南京 210044)

**摘要:** Chan-Vese 模型以其能较好地处理图像的模糊边界和复杂拓扑结构而广泛运用于图像分割中。但对于灰度不均匀性和多目标的分割效果较差。模糊聚类(FCM)算法作为一种无监督聚类算法已成功应用到目标识别和图像分割等领域。然而 FCM 算法没有考虑像素的空间信息对噪声敏感。针对这些问题, 提出一种结合改进 FCM 算法的多相位 CV 模型。首先, 基于直方图统计灰度种类, 并利用邻域内计算的空间信息修正隶属度函数, 这样克服了灰度不均匀性和噪声的影响。再将改进后的 FCM 算法应用到 CV 模型的区域检测项, 可较准确地使像素点归类, 以此作为曲线的演化依据。在演化时采用一种各项异性的模板来控制轮廓线的及时分裂, 在较短时间内分割出更多目标。

**关键词:** Chan-Vese 模型; FCM 算法; 噪声; 各项异性; 多相位

### Multiphase CV model integrated with improved FCM algorithm

Ge Qi<sup>1)</sup>, Wei Zhihui<sup>1)</sup>, Zhang Jianwei<sup>2)</sup>, Feng Can<sup>1)</sup>, Zhan Tianming<sup>1)</sup>

<sup>1)</sup> (College of Computer, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094 China)

<sup>2)</sup> (College of Math & Physics, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044 China)

**Abstract:** Chan-Vese model, which has better ability to handle the blurry boundary and complex topological structures in images, has been widely used in image segmentations. However, the effect on segmentation in the images with intensity inhomogeneity and multiple-objects is less satisfying. Fuzzy c-means clustering(FCM) algorithm works as an unsupervised classification method has been applied in object identification and image segmentation. Nevertheless, it is sensitive to noise because of taking no account on the spatial information. Arming at these problems, a multiphase CV model integrated with improved FCM algorithm is proposed. First, the classes of the intensity are calculated based on the histogram statistics, and the spatial information computed in the neighborhood revise the grade of membership. The improved FCM algorithm applied with the region fitting term of CV model, working as the reliance of evolving the level-set curve. Anisotropic local template is then used to handle the different objects so as to control the split-up of the contour accurately and segment more objects in less time.

**Keywords:** Chan-Vese model; FCM algorithm; anisotropic; noise; multiphase

## 0 引言

图像分割是计算机视觉领域的一个关键问题,

已广泛应用于医学核磁共振(magnetic resonance imaging)图像分析中。近年来, 基于变分方法和偏微分方程演化的图像分割方法得到广泛应用, 如 Chan 和 Vese 提出的 CV 模型<sup>[1]</sup>是一种不根据图像

收稿日期: 2009-11-23; 修回日期: 2010-01-23

基金项目: 国家高技术研究发展计划(863)项目(2007AA12Z142); 国家自然科学基金项目(60802039, 60672074); 高等学校博士学科点专项科研基金项目(20070288050)。

第一作者简介: 葛琦(1984—), 女。模式识别与智能系统专业博士研究生, 主要研究方向为图像处理与模式识别。

E-mail: carolgestone@yahoo.com.cn。

梯度,同时能自动处理曲线的拓扑改变,适用于分割具有复杂拓扑结构,而且不需要利用图像梯度,因此对弱目标边界能更好地分割。在成像过程中由于各种因素,图像的灰度不均匀性广泛存在,使得不同区域的统计量失真,故基于灰度一致性的 CV 模型会导致分割错误。

另外,使得 CV 模型对多目标区域不能完全分割的原因是 CV 模型在演化中不能根据曲线即时拓扑变化进行具体处理。Chan 和 Vese 引入多相位水平集方法<sup>[2]</sup>,即利用多个水平集函数表示各目标区域,实现对多目标边界的提取。但引入多个水平集函数极大增加了计算复杂度。Xue 等人<sup>[3-5]</sup>将图像理解为在各区域内连续的模型,利用分片常数式的水平集函数来表示各区域,仅用一个水平集函数就可表示图像各区域,较好解决了单一水平集提取多目标边界的问题。但是该方法基于灰度一致性建模,对灰度不均匀性的图像分割不准确。Li 等人<sup>[6-8]</sup>基于多相位水平集方法,添加核函数平滑 CV 模型中的区域检测项,以此来克服灰度不均性导致的影响。因为核函数的方差为常数,故对不同目标特征没有分别考虑。龚等人<sup>[9]</sup>在以上学者的基础上设置固定大小的均值模板,将水平集曲线限制在模板窗口内分步演化,以控制其分裂。该法仅在局部区域内修正曲线分裂,忽略了检测全局区域信息,且没有考虑噪声点的情况。在引入均值模板后,计算缓慢。FCM 算法根据图像特征信息将像素点按某种度量分类,是一种基于目标函数的动态优化算法。有学者利用 FCM 算法改进 CV 模型的区域检测项,实现对目标和背景区域的分类<sup>[10]</sup>。由于 FCM 算法没有考虑像素点灰度与其邻域灰度的相关性,使得噪声点对聚类过程有干扰,而且每次进行目标迭代需要计算整幅图像数据,计算量较大。

针对上述问题,提出一种结合改进 FCM 算法的多相位 CV 模型。首先,结合文献[11-12]的方法对 FCM 算法进行改进,将其应用到 CV 模型的区域检测项,实现对目标和背景区域的拟合。这种改进的 FCM 算法一方面基于灰度的直方图统计,较大幅度地减少了参与聚类的数据,提高了计算效率。然后,基于高斯分布统计得到邻域内的空间信息来修正隶属度,以克服灰度不均匀性和噪声对像素点归类的影响。由于 FCM 算法无监督聚类的特性,能够自动识别各类目标,故可针对图像本身确定水平集相位个数。最后,设置一种各向异性模板,大小根据各像

素点与其邻域的关系而变化,利用其控制曲线的演化可以分别处理不同目标,使曲线在准确位置分裂,进而在较短的时间内准确分割出更多的目标区域。

## 1 研究背景

### 1.1 Chan-Vese 模型

CV 模型基于水平集方法演化能较好地处理曲线拓扑变化,曲线  $C$  以水平集函数表示, $\phi > 0$  标记目标区域  $\Omega_c$ , $\phi < 0$  标记背景区域  $\Omega \setminus \Omega_c$ ,以检测目标和背景区域来驱动曲线演化。CV 模型的能量泛函如下式:

$$E(C, c_0, c_1) = \lambda_1 \int_{\Omega_c} (I(x) - c_1)^2 dx + \lambda_2 \int_{\Omega \setminus \Omega_c} (I(x) - c_2)^2 dx + \mu \oint_C ds \quad (1)$$

式中  $\mu \oint_C ds$  为正则项,确保演化曲线向目标方向移动。 $\mu, \lambda_1, \lambda_2 > 0$  是权重系数。式(1)的后两项为区域检测项,是基于图像灰度一致性的前提下以  $c_0$  和  $c_1$  这两个区域  $\Omega_c$  和  $\Omega \setminus \Omega_c$  部分的灰度均值为基准分别拟合。因此对含灰度不均匀性的图像无法正确检测其区域信息。

### 1.2 FCM 算法

FCM 算法是通过目标函数进行迭代优化,进而对数据样本集进行模糊聚类的一种方法。数据样本集就是图像的  $N$  个像素,通过 FCM 算法把这  $N$  个像素分成  $C$  个类,得到  $C$  个类中心和模糊隶属度矩阵, $u_{ik}$  表示第  $k$  个像素划分为第  $C$  个类的隶属度,FCM 的目标函数定义为

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

式中,  $\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, u_{ik} \in [0, 1], V = \{v_1, v_2, \dots, v_c\}$  表示样本的  $C$  个聚类中心,  $d^2(x_k, v_i) = \|x_k - v_i\|^2$  表示第  $k$  个样本到第  $i$  类中心的距离。 $m \in [1, \infty)$  为模糊加权指数,当  $m = 1$  时,模糊聚类就转变为硬  $C$  类均值聚类。FCM 算法的具体实现步骤如下:

1) 确定  $C$  和  $m$ , 设定迭代停止阈值  $\varepsilon > 0$ , 置迭代次数  $t = 0$ , 初始化聚类中心  $V$ 。

2) 计算隶属度矩阵

$$u_{ik}^{(t)} = 1 / \sum_{j=1}^c (d_{ik}^{(t)} / d_{jk}^{(t)})^{2/(m-1)} \quad (3)$$

3) 计算新的聚类中心

$$v_i^{(k+1)} = \left( \sum_{k=1}^n (u_{ik}^{(k)})^m x_k \right) / \left( \sum_{k=1}^n (u_{ik}^{(k)})^m \right) \quad (4)$$

4) 若  $\|V^{(k+1)} - V^{(k)}\| < \varepsilon$  停止, 否则  $k = k + 1$  转步骤 2)。

上述式子中 ( $i=1, \dots, c; k=1, \dots, N$ )。

### 1.3 结合 FCM 算法的 CV 模型 (FCMCV)

文献[10]结合标准 FCM 算法和 CV 模型, 即分别在区域  $\Omega_C$  和  $\Omega \setminus \Omega_C$  中利用 FCM 算法迭代收敛得到目标和背景的特征信息, 曲线根据此聚类得到的图像特征信息演化, 这一过程相当于将 CV 模型能量泛函的区域检测项以 FCM 算法实现, 能量泛函为

$$E(U, C) = \int_{x \in \Omega_C} \left( \sum_{i=1}^m (u_{ik}^h + \sum_{j=m+1}^{m+n} u_{jk}^h) d_{ik}^2 \right) dx + \int_{x \in \Omega \setminus \Omega_C} \left( \sum_{i=m+1}^{m+n} (u_{ik}^h + \sum_{j=1}^m u_{jk}^h) d_{jk}^2 \right) dx + \lambda \int_{x \in \Omega} \left( \sum_{i=1}^m u_{ik}^h d_{ik}^2 + \sum_{j=m+1}^{m+n} u_{jk}^h d_{jk}^2 \right) dx + \mu \oint_C ds \quad (5)$$

$u_{ik}$ 、 $u_{jk}$  分别为在区域  $\Omega_C$ 、 $\Omega \setminus \Omega_C$  中聚类时的模糊隶属度,  $m$ 、 $n$  分别为两个区域中参与聚类的数据个数,  $d_{ik}$  和  $d_{jk}$  分别为两个区域中数据点到聚类中心的距离,  $h$  为模糊加权指数,  $\lambda$  是控制参数。隶属度  $u_{ik}$ 、 $u_{jk}$ , 必须满足限制条件:

$$\sum_{i=1}^m u_{ik} + \sum_{j=m+1}^{m+n} u_{jk} = 1 \quad (6)$$

$$0 \leq u_{ik} \leq 1 \quad l = 1, 2, \dots, m+n$$

标准的 FCM 算法是通过逐步迭代来优化由像素点和聚类中心距离度量决定的目标函数来归类像素点。演化中要对所有图像数据进行聚类计算然后进行微分方程的迭代, 计算量太大。而且即使同一类中, 噪声点与其邻域点的隶属度可能相同, 所以无法抑制噪声的影响。

针对上述缺点, 基于直方图统计, 将灰度对应的种类作为聚类的对象, 以此降低 FCM 算法的计算收敛时间, 并通过计算邻域内的空间信息降低噪声点的聚类权重, 降低了聚类对噪声的敏感。将改进后的 FCM 算法和 CV 模型结合, 以期在精确地提取图像特征信息的同时抑制噪声的影响, 并加快收敛速度。

## 2 结合改进的 FCM 算法的 CV 模型

由于 FCM 算法的每步迭代要对整个图像的数据集  $X = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 即图中各像素点的灰度值集合进行计算, 计算量较大。文献[11]利用直方图

的统计, 设  $X$  中有  $p$  种灰度值, 每种灰度值对应的像素种类为:  $W = \{w_1, w_2, \dots, w_p\}$ , 则需要计算的数据集为:  $X' = \{x'_1, x'_2, \dots, x'_p\}$ 。通过优化, 对于一副  $256 \times 256$  像素, 灰度级为  $0 \sim 255$  的图像, 收敛速度提高  $(256 \times 256) / 255$  约为 256 倍。利用基于直方图的 FCM 算法对区域  $\Omega_C$  和  $\Omega \setminus \Omega_C$  进行聚类, 设  $\Omega_C$  和  $\Omega \setminus \Omega_C$  区域的灰度值种类分别为  $p_1$  和  $p_2$  ( $p_1 + p_2 = p$ )。于是改进的模型能量泛函为

$$E(U, V, C) = \int_{x \in \Omega_C} \left( \sum_{i=1}^{p_1} w_i (u_{ik}^h + \sum_{j=p_1+1}^p w_j u_{jk}^h) d_{ik}^2 \right) dx + \int_{x \in \Omega \setminus \Omega_C} \left( \sum_{j=p_1+1}^p w_j (u_{jk}^h + \sum_{i=1}^{p_1} w_i u_{ik}^h) d_{jk}^2 \right) dx + \lambda \int_{x \in \Omega} \left( \sum_{i=1}^{p_1} w_i u_{ik}^h d_{ik}^2 + \sum_{j=p_1+1}^p w_j u_{jk}^h d_{jk}^2 \right) dx + \mu \oint_C ds \quad (7)$$

初次计算隶属度函数

$$u_{ik} = \left( \frac{\sum_{r=1}^m \left( \frac{(\lambda + H(\phi)) d_{rk}^2 + (1 - H(\phi)) \sum_{l=m+1}^{m+n} d_{lk}^2}{(\lambda + H(\phi)) d_{rk}^2 + (1 - H(\phi)) \sum_{l=m+1}^{m+n} d_{lk}^2} \right)^{\frac{1}{h-1}}}{\sum_{r=m+1}^{m+n} \left( \frac{(\lambda + H(\phi)) d_{rk}^2 + (1 - H(\phi)) \sum_{l=m+1}^{m+n} d_{lk}^2}{(\lambda + 1 - H(\phi)) d_{rk}^2 + H(\phi) \sum_{l=m+1}^{m+n} d_{lk}^2} \right)^{\frac{1}{h-1}}} \right)^{-1} \quad (8)$$

$$u_{jk} = \left( \frac{\sum_{r=1}^m \left( \frac{(\lambda + 1 - H(\phi)) d_{rk}^2 + H(\phi) \sum_{l=1}^m d_{lk}^2}{(\lambda + H(\phi)) d_{rk}^2 + (1 - H(\phi)) \sum_{l=m+1}^{m+n} d_{lk}^2} \right)^{\frac{1}{h-1}}}{\sum_{r=m+1}^{m+n} \left( \frac{(\lambda + 1 - H(\phi)) d_{rk}^2 + H(\phi) \sum_{l=1}^m d_{lk}^2}{(\lambda + H(\phi)) d_{rk}^2 + H(\phi) \sum_{l=1}^m d_{lk}^2} \right)^{\frac{1}{h-1}}} \right)^{-1} \quad (9)$$

由于在同一个类中, 一般像素点和噪声点的灰度相差较大, 但两者的隶属度可能相同, 因此 FCM 算法对噪声敏感。图像的像素点是高度关联的, 相邻像素点的灰度特征相似。文献[12]计算邻域内相似度作为隶属度函数的权值以改进噪声点的隶属度。在邻域窗口计算在聚类中各点及其邻域点的相似度, 修正噪声点隶属度, 再根据高斯分布统计, 构造新的空间隶属度函数, 纠正错误分类的像素点。

设一个像素点  $k$  的灰度值为  $I(k)$ , 考虑以  $k$  为中心,  $\rho$  为半径的邻域,  $N_\rho(k)$  为邻域点的个数,  $\sigma$  为非负常数。设像素点  $k$  的与窗口内任一点像素  $l$  的

灰度相似度为

$$LH_{\rho}(I(k)) = K(I(l) - I(k))$$

$$K(x - y) = \begin{cases} e^{-|x-y|^{2/\sigma^2}} & |x - y| < \rho \\ 0 & |x - y| \geq \rho \end{cases} \quad (10)$$

由于噪声点和一般的灰度值差异较大,当窗口中心为噪声点时,和其余各点像素的相似度  $LH_{\rho}(I(k))$  越小。当中心像素灰度值与邻域内某点灰度值差异越小,两点的相似度  $LH_{\rho}(I(k))$  越大。如果点  $k$  属于类  $i$  的隶属度  $u_{ik}$  较大,说明该点与其相邻点的相似度较高。反之,说明该点与类  $i$  相似度低, $k$  点为噪声点。对噪声点  $k$  的隶属度利用邻域相似度改进为

$$u_{ik}^{(1)} = \frac{u_{ik}}{N_{\rho}(k)} \sum_{l \in N_{\rho}(k)} K(I(l) - I(k)) = \frac{u_{ik}}{N_{\rho}(k)} \sum_{l \in N_{\rho}(k)} LH_{\rho}(I(k)) \quad (11)$$

改进后,使得在强度不均匀或含噪声的局部区域中隶属度大大减弱,而隶属度在强度均匀的局部区域中趋于一致。由于邻域像素间具有一定相关性,基于高斯分布统计,定义空间相似度函数为

$$S_{ik} = \sum_{l \in N_{\rho}(k)} \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\rho}} \exp\left(-\frac{I(l) - \bar{I}}{2\sigma_{\rho}^2}\right) \quad (12)$$

式中  $(\bar{I}, \sigma_{\rho}^2)$  为邻域内灰度统计量。与隶属度函数相似,空间函数  $S_{ik}$  刻画了像素点  $k$  属于第  $i$  类的概率大小。空间函数  $S_{ik}$  较大说明像素点  $k$  的邻域中大多数像素属于同一类  $i$ 。反之,说明像素点  $k$  邻域中像素属于多个不同类。

为了使新的隶属度满足约束条件式(3),结合空间函数和灰度相似度的隶属度函数为

$$u_{ik}^{(2)} = \frac{(u_{ik}^{(1)})^s (S_{ik})^t}{\sum_{i=1}^c (u_{ik}^{(1)})^s (S_{ik})^t} \quad (13)$$

式中  $s, t$  是控制  $u_{ik}^{(1)}, S_{ik}$  相关性的参数,当  $s = 1, t = 0$  时,上式相当于一般的 FCM 算法的隶属度函数<sup>[13]</sup>。从新的隶属度函数的构造可得出,对于同类的像素点,隶属度函数几乎没有改变,对噪声点则降低了聚类权重,可抑制其对聚类中心的影响。

以后每步隶属度更新迭代在上述两式的基础上通过式(8)~(10)计算得到。

更新聚类中心的计算为

$$v_i = \frac{\int_{x \in \Omega} ((\lambda + H(\phi))u_{ik}^{(2)h} + H(\phi)) \sum_{l=p_1+1}^p w_l u_{ik}^{(2)h} I(x) dx}{\int_{x \in \Omega} ((\lambda + H(\phi))u_{ik}^{(2)h} + H(\phi)) \sum_{l=p_1+1}^p w_l u_{ik}^{(2)h} dx} \quad (14)$$

$$v_j = \frac{\int_{x \in \Omega} ((\lambda + 1 - H(\phi))u_{ik}^{(2)h} + (1 - H(\phi)) \sum_{l=1}^{p_1} w_l u_{ik}^{(2)h}) I(x) dx}{\int_{x \in \Omega} ((\lambda + 1 - H(\phi))u_{ik}^{(2)h} + (1 - H(\phi)) \sum_{l=1}^{p_1} w_l u_{ik}^{(2)h}) dx} \quad (15)$$

新的基于水平集函数  $\phi$  演化方程为

$$\phi_{t+\Delta t} = \phi_t + \Delta t \delta_{\varepsilon}(\phi) \left[ \sum_{i=1}^{p_1} ((\lambda + 1)w_k u_{ik}^{(2)h} + \sum_{j=p_1+1}^p w_k u_{jk}^{(2)h}) d_{ik}^2 - \sum_{j=p_2+1}^p ((\lambda + 1)w_k u_{jk}^{(2)h} + \sum_{i=1}^{p_1} w_k u_{ik}^{(2)h}) d_{jk}^2 \right] + \nabla \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \quad (16)$$

上述工作对 FCM 算法加以改进应用到 CV 模型中提高了分割精度。另一方面,在演化过程中某时刻水平集曲线分裂为若干个封闭曲线,对于所围区域即标记为  $\{\phi > 0\}$  的部分称为准目标区域;反之,若标记为  $\{\phi < 0\}$  则称为准背景区域。不同准目标区域的图像特征可能不同,若对其所围区域视为相同特性的目标处理,会对多目标区域的边界无法正确提取。故采用一种各向异性的邻域模板指导曲线的演化。

### 3 各项异性模板演化规则

为保证曲线分裂正确,文献[9]引入一个以  $x$  为中心的存储像素邻域的灰度均值模板。对准目标和准背景区域内的图像灰度特征和考察点邻域的灰度均值比较,结合该点水平集函数符号决定如何演化。如果采用大小不变的窗口,以噪声点为中心的均值模板将不够接近于该点真实灰度值,因此无法在噪声点处正确演化。

采用一种各项异性的均值模板,构造一个以  $x$  为中心,  $r(x) = \frac{a}{1 + b|\nabla G_{\sigma} * I(x)|}$  ( $a, b > 0$ ) 邻域半径的均值模板  $Ad(x), |\nabla G_{\sigma} * I(x)|$  是对图像进行高斯卷积后取梯度。这样,在噪声点或目标边界处  $|\nabla G_{\sigma} * I(x)|$  值越大,邻域半径越小,得到的均值与该点的真实灰度值更接近,有利于将噪声点或边界点正确归类;在其他点处,  $|\nabla G_{\sigma} * I(x)|$  趋于 0,  $r(x)$  越大直至接近于常数。设上一次迭代得到的准目标和准背景区域内初始聚类中心的灰度均值分别为  $\bar{v}_i, \bar{v}_j$ , 隶属度函数为  $u_{ik}^{(2)}, u_{jk}^{(2)}$ 。给定阈值  $\varepsilon$ , 根据以下规则演化:

1) 当  $\phi(x) < 0$ , 若  $\bar{v}_i > \bar{v}_j > Ad(x) + \varepsilon$  或  $\bar{v}_i < \bar{v}_j < Ad(x) - \varepsilon$

$$\phi_{t+1} = \phi_t + \Delta t \delta_\varepsilon(\phi) \left[ - (I(x) - Ad(x))^2 + \sum_{j=p_2+1}^p ((\lambda + 1)w_k u_{jk}^{(2)h} + \sum_{i=1}^{p_1} w_k u_{ik}^{(2)h}) d_{jk}^2 + \nabla \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] \quad (17)$$

2) 当  $\phi(x) > 0$ , 若  $\bar{v}_j > \bar{v}_i > Ad(x) + \varepsilon$  或  $\bar{v}_j < \bar{v}_i < Ad(x) - \varepsilon$

$$\phi_{t+1} = \phi_t + \Delta t \delta_\varepsilon(\phi) \left[ - \sum_{i=1}^{p_1} ((\lambda + 1)w_k u_{ik}^{(2)h} + \sum_{j=p_1+1}^p w_k u_{jk}^{(2)h}) d_{ik}^2 + (I(x) - Ad(x))^2 + \nabla \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right] \quad (18)$$

利用以上演化规则,就是对曲线在不同的区域分别处理,从而准确控制曲线的分裂。在充分利用图像局部特征基础上,可以对多个目标区域准确分割。

算法步骤如下:

1) 初始化轮廓线,生成符号距离函数  $\phi_0(x)$ , 轮廓线外部标记为  $\phi_0(x) = -1$ , 轮廓线内部标记为  $\phi_0(x) = 1$ , 轮廓线上为  $\phi_0(x) = 0$ 。生成矩阵  $Ad(x)$ , 给定阈值  $T$ ;

2) 使用 FCM 算法得到初始的聚类中心,目标部分为  $v_i^0, i = 1, \dots, p_1$ ; 背景部分为  $v_j^0, j = p_1 + 1, \dots, p$ , 从而得到两部分的初始聚类中心灰度均值  $\bar{v}_i^0, \bar{v}_j^0$ , 并利用式(8)(9)计算初步隶属度  $u_i^0, u_j^0$ ;

3) 利用式(10)~(15)计算基于空间信息和直方图统计的隶属度函数和新的聚类中心  $u_{ik}^{(2)}, u_{jk}^{(2)}, v_i, v_j, (i = 1, \dots, p_1, j = p_1 + 1, \dots, p)$ ;

4) 利用演化控制条件判断采取式(17)或式(18)演化;

5) 更新聚类中心  $v_i$  和  $v_j$ , 若收敛,则停止演化,若不收敛,重新计算新的隶属度函数  $u_i$  和  $u_j, (i = 1, \dots, p_1, j = p_1 + 1, \dots, p)$  转步骤 3)。

### 4 实验结果及分析

采用下式判断分割准确度:

$$J(S_1, S_2) = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|}$$

$S_1, S_2$  分别为标准分割的二值模板和需要评价的方

法得到的二值模板。

实验在 DELL Core2.0 GHz 1 G RAM 计算机上完成。

图 1 是几何图形的合成图像。由(b)知,在有限的迭代步骤中, CV 模型不能分割出与背景灰度接近的目标,算法能分割出 CV 模型不能分割的目标区域,而且迭代次数相对明显减少,这是由于在图像特征的基础上正确地控制曲线的分裂,避免了演化时重复迭代计算。

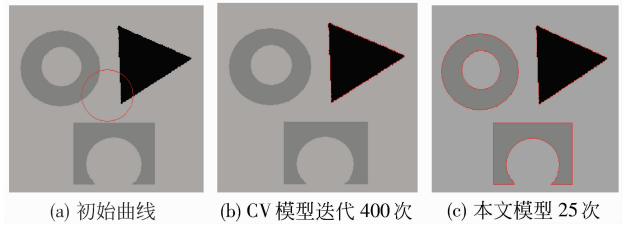


图 1 组合图像  
Fig. 1 Synthetic image

图 2 是含强噪声的组合图像。由于噪声点的存在,在有限迭代步骤下,传统的 CV 模型将噪声点和一般像素分离,因此对含强噪声的图像的分割结果并不理想。而本文模型利用了基于空间邻域信息的 FCM 算法得到图像的特征,将其作为计算收敛依据,有效地克服了噪声的影响,取得了较好的分割结果。

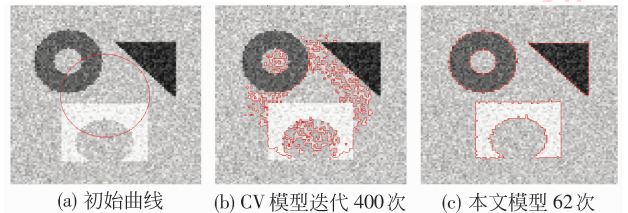


图 2 组合图像  
Fig. 2 Synthetic image

图 3 是含偏移场的大脑 MR 图像,大小为  $435 \times 346$ 。从(b)中可看出, CV 模型对于目标和背景对比度较低的边界提取能力较差。另外,由于不能正确分裂曲线导致对多个目标区域不能完全分割,错误率达 4.72%。FCMCV 模型能准确的分割出主要目标边界,错误率为 1.69%,但计算量较大,耗时 31.86 s,而且一些拓扑结构狭长的目标区域没有能够分割出来。本文模型相对 FCMCV 算法,对于狭窄细长的边界能够有效提取,即能分割更多的目标区域,错误率为 1.03%,分割精度进一步提高。并

且只耗时 1.42 s, 比 FCMCV 算法效率提高了约 22 倍。

图 4 是含一定偏移场和噪声的左心室 MR 图像。虽然 CV 模型在一定程度上对于复杂的拓扑结构和弱边界能有效分割, 但由于偏移场和噪声的存

在, CV 模型分割出较多非感兴趣区域的边界并没能提取出被嵌套的目标边界, 错误率为 2.06%。(c) 是本文算法分割结果, 相对于 CV 模型, 本文算法分割出较少的非感兴趣区域的边界和嵌套在背景内部的边界, 错误率仅为 1.21%。

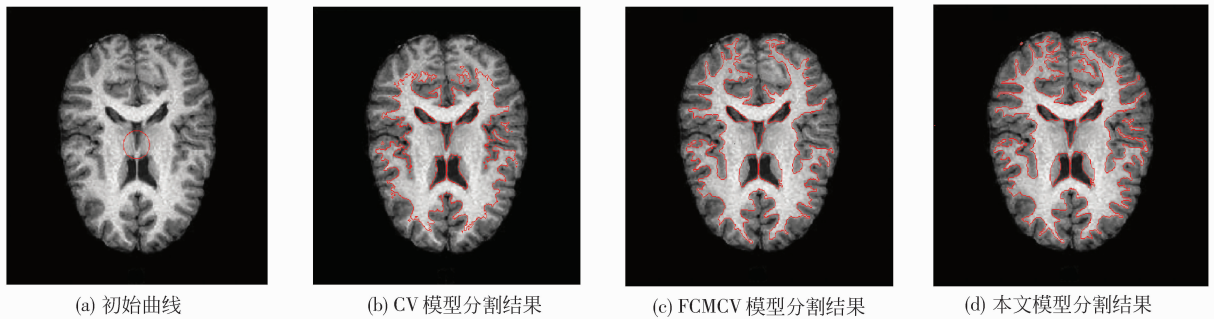


图 3 大脑 MR 图像

Fig. 3 Brain MR image

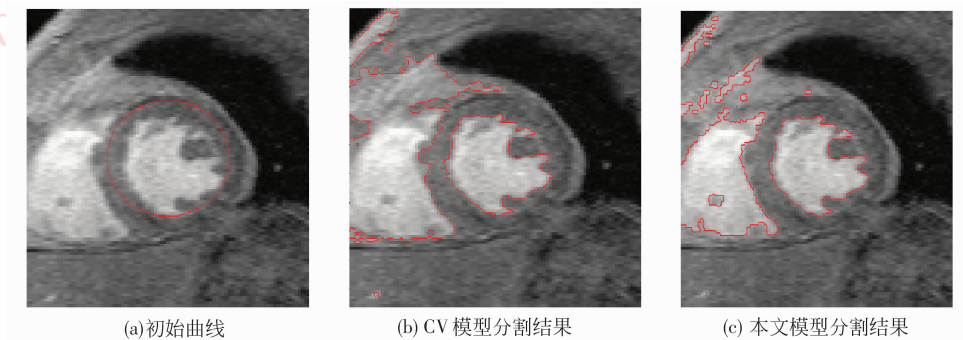


图 4 左心室 MR 图像

Fig. 4 Left heart MR image

## 5 结 论

针对 CV 模型分割精度不高以及提取多目标边界的局限性, 提出一种与改进的 FCM 算法相结合的 CV 模型, 并利用各项异性模板演化。该模型通过计算空间特征信息和直方图统计改进 FCM 算法, 有利于将像素点正确归类, 提高了 CV 模型的分割精度, 能分割出目标和背景对比度低的边界, 而且具有较好的抗噪性和时效性。引入各项异性的均值模板控制演化曲线的分裂, 能够在有限迭代步骤下准确分裂, 有助于提取更多目标区域。今后将对该模型在去噪和多目标分割方面做进一步改进, 使本文算法可利用到对目标结构复杂的自然图像和 3D 图像的分割中。

## 参考文献 (References)

- [1] Chan T, Vese L. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions Image Process, 2001, 10(2), 266-277.
- [2] Vese L, Chan T. A multiphase level set framework for image segmentation using the mumford and shah model [J]. International Journal of Computer Vision, 2002, 50:271-293.
- [3] Lie Johan, Lysaker Marius, Tai Xuecheng. A Variant of the Level Set Method and Applications to Image Segmentation, CAM-report-03-50 [R]. Los Angeles, CA: UCLA, Applied Mathematics, 2003.
- [4] Christiansen Oddvar, Tai Xuecheng. Fast Implementation of Piecewise Constant Level Set Methods, CAM-report-06-19 [R]. Los Angeles, CA: UCLA, Applied Mathematic, 2006.
- [5] Tai Xuecheng, Yao Changhui. Image Segmentation by Piecewise Constant Mumford-Shah Model without Estimating the Constants, CAM-report-06-18 [R]. Los Angeles, CA: UCLA, Applied

- Mathematics, 2006.
- [ 6 ] Li C, Kao C, Gore J C, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [ C ]//Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, USA: 2007,1:220-228.
- [ 7 ] Li C, Ding Z, Gatenby C, et al. A variational level set approach to segmentation and bias correction of images with intensity inhomogeneity [ C ]//Proceedings of the International Conference on Medical Image Computing and Computer Assisted Intervention. New York, USA: MICCAI, 2008: 2, 1083-1091.
- [ 8 ] Li C, Gatenby C, Wang L, et al. A robust parametric method for bias field estimation and segmentation of MR images [ C ]//Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, USA: IEEE 2009: 288-299.
- [ 9 ] Gong Yongyi, Luo Xiaonan, Huang hui, et al. Multi-objects extracted based on single level set [ J ]. Chinese Journal of Computers, 2007,30(1):95-99. [ 龚永义,罗笑南,黄辉,等. 基于单水平集的多目标轮廓提取 [ J ]. 计算机学报,2007,30(1):95-99. ]
- [ 10 ] Xie Zhenping, Wang Shitong. A new level set method for image segmentation integrated with FCM [ C ]//Proceeding of the Fourth International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery. Washington DC, USA: IEEE, 2007, 4:699-703.
- [ 11 ] Wu Lin, Guo Dayong Shi keren, et al. Modified fuzzy c-means algorithm for image segmentation in brain in magnetic resonance images [ J ]. J Tsinghua Univ (Sci & Tech), 2004,44(2):157-159. [ 吴林,郭大勇,石克仁,等. 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. ]
- [ 12 ] Li Ming, Li Yunsong. A modified method for image segmentation with fast fuzzy C-means clustering [ J ]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2007, 33(3):95-99. [ 李明,李云松. 改进的快速模糊C均值聚类的图像分割方法 [ J ]. 兰州理工大学学报,2007,33(3):95-99. ]
- [ 13 ] Patan G, Russo M. Comparisons between fuzzy and hard clustering techniques [ C ]//Proceedings of WILF'99. Trani, Italy: WILF, 1999: 176-184.