

## 基于改进的 LBF 模型的图像分割

王顺风 阮 晶 王 宇

(南京信息工程大学数理学院 江苏 南京 210044)

**摘 要** LBF(Local Binary Fitting) 模型利用局部图像信息能够对强度分布不均匀的图像进行分割,然而,该算法仅考虑均值信息,导致模型在处理弱边界图像时得不到理想的分割结果。为此提出一种改进方法:在考虑图像局部均值信息的同时考虑图像局部方差信息和全局方差信息,使得演化曲线能够准确地停止在目标边界上;同时为了加快曲线演化的速度,结合了 CV 模型的能量项。实验结果表明,改进的方法对含有弱边界信息图像进行分割时能取得较好的效果,演化速度上也有明显的提高。

**关键词** 图像分割 LBF 模型 弱边界

### IMAGE SEGMENTATION BASED ON IMPROVED LBF MODEL

Wang Shunfeng Ruan Jing Wang Yu

(Department of Mathematics, Nanjing University of Information Science and Technology, Nanjing 210044, Jiangsu, China)

**Abstract** The LBF(Local Binary Fitting) method can segment image with inhomogeneous intensity using local image information. However, the method can not attain ideal segmentation outcome when dealing with the image with weak boundaries due to its sole reference on mean information. By analysing the phenomenon, an improved method is introduced in this paper, which considers local mean information as well as local and global variance information of the image simultaneously. In this way, the evolution curves can stop at the targeted boundaries accurately. Meanwhile, in order to accelerate the speed of curve evolution, the energy functions of CV model is combined too. A number of experiments prove that the improved method can achieve better effect in segmenting the image with weak boundaries, the evolution speed has been considerably raised as well.

**Keywords** Image segmentation LBF model Weak boundary

## 0 引 言

图像分割是图像处理中图像分析的关键步骤,使得高层的图像分析和理解成为可能。如何有效准确地将目标从背景中分割出来,一直是图像分割研究的热点。由于图像成像受到多种情况的制约,使得图像中经常出现区域灰度不一致性、弱边界、噪声、伪影等情形,因此用传统的方法分割此类图像效果不理想。近年来,源于约束最优化、能量最小化、变分法的偏微分方程方法在图像处理中也得到了广泛的应用,特别是活动轮廓模型已经成为图像分割的主流方法之一。

目前最常用的模型有 Mumford-Shah 模型<sup>[1]</sup>,但由于该模型容易陷入局部极小值,因而在实际应用中求数值解或数值逼近比较困难。文献[2]提出了 CV 模型,通过水平集曲线演化方法,将 Mumford-Shah 模型转化为简化的隐式模型。CV 模型能够实现图像的实时分割和去噪,并且可以分割出图像的内部轮廓,使得曲线在演化过程中能够自动进行拓扑结构的变化,因此得到了广泛的应用。但是该模型也存在不足之处:不能处理强度分布不均匀的图像,也不能处理噪声很大的图像。造成这些缺点的主要的原因是模型本身假设结果图像只是由两种不同强度的区域所组成,强度的全局均值成为了它区分区域的唯一标准,这种假设描述的图像太过于简单,在绝大多数的自然图像或是医学图像中并不成。文献[3]从概率角度出来提出了一种基于区域的模型,它不仅考虑了区域的均值,同时也考虑区域的分

差,能够将两块强度均值相同而方差不同的区域分割开来。文献[4,5]提出了一种分段平滑的 Mumford-Shah 模型,是对 CV 模型的直接改进,虽然该模型能够处理强度分布不均匀的图像,但是它在执行时的效率不高。

文献[6]提出了一种基于局部二值拟合能量的区域活动轮廓模型 LBF。在他们的模型中,用一个核函数描述了中心像素点和它周围像素点之间的关系,该模型对强度分布不均匀图像和噪声图像有较好的分割结果。然而,该模型主要考虑图像的局部均值信息,所以当图像的内外区域的均值相近而只是方差不同时是无法分割的,所以难以处理含有弱边界的图像,而且演化的速度也不是很理想。

本文针对 LBF 模型的这些缺点,根据图像的统计信息,提出了改进方法,它在结合 LBF 模型中的局部均值信息的同时,引入图像的局部方差信息和全局方差信息,并且结合 CV 模型的能量项加快演化速度。最终得到改进 LBF 模型的轮廓演化能量函数。该改进方法对弱边界图像进行分割能取得较好的效果,而且在时间效率上也有所提高。

## 1 LBF 模型

LBF 模型是一种区域可扩展性的能量拟合模型。它由引入

的非负核函数的参数大小来决定所拟合的灰度值区域的范围。若要使得当前点  $x$  的拟合能量达到最小,只要当演化曲线  $C$  到达目标边界且拟合的灰度值近似于区域内曲线内外的灰度值。所以要得到整个目标的边界,即要求对整个区域上的点的拟合能量达到最小。

局部区域的拟合能量方程所考察的区域是当前点  $x$  为中心的邻域范围,该邻域范围大小由核函数的参数  $\sigma$  决定(一般范围  $\leq 4\sigma$ )。在水平集方法中给定水平集函数  $\phi: \Omega \rightarrow R$ , 点  $x \in \Omega$ , 轮廓线  $C \in R$ , 零水平集局部拟合能量方程如下:

$$\begin{aligned} \mathcal{E}_x^{Fu}(\phi, f_1(x), f_2(x)) = & \lambda_1 \int K_\sigma(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H(\phi) dy + \\ & \lambda_2 \int K_\sigma(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H(\phi)) dy \end{aligned} \quad (1)$$

式中  $\lambda_1$  和  $\lambda_2$  为正整数;  $K_\sigma$  为  $\sigma > 0$  的高斯核函数,通常表达式为:

$$K_\sigma(u) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sigma^n} e^{-|u|^2/2\sigma^2} \quad (2)$$

当  $|u|$  增加时,  $K_\sigma(u)$  减小并逐渐趋向零;  $H$  是 Heaviside 函数。

将当前点  $x$  延伸到整个图像区域,同时为了确保水平集函数  $\phi$  演化的稳定性,文献[6]增加了调整项,如曲线  $C$  的长度、距离调整项。因此,总的能量函数为:

$$\mathcal{E}(\phi, f_1(x), f_2(x)) = \int \mathcal{E}_x^{Fu}(\phi, f_1(x), f_2(x)) dx + v(L) + \mu(P) \quad (3)$$

式中  $L(x) = \int \delta(\phi) |\nabla \phi| dx$  为长度项  $P(x) = \int \frac{1}{2} (|\nabla \phi(x)| - 1)^2 dx$  为距离保证项;  $v$  和  $\mu$  为非负常量。

对式(3)利用梯度下降法,求解得到最终的演化方程为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = & -\delta_\varepsilon(\phi) (\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) + \delta_\varepsilon(\phi) \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) + \\ & \mu \left( \nabla^2 \phi - \operatorname{div} \left( \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \right) \right) \end{aligned} \quad (4)$$

式中  $e_i = \int K_\sigma(x-y) |I(y) - f_i(x)|^2 dy$  ( $i = 1, 2$ )  $\delta_\varepsilon(x)$  是

Dirac 函数,  $\delta_\varepsilon(x) = H'(x) = \frac{\varepsilon}{\pi(\varepsilon^2 + x^2)}$ 。

在 LBF 模型中  $f_1$  和  $f_2$  近似于  $x$  邻域范围图像灰度均值。点  $x$  是上述部分的中心点,高斯核是中心点  $x$  周围的局部二元拟合(LBF)能量。LBF 模型利用局部图像信息,因此该模型对不均匀图像有很好的分割效果。但是 LBF 模型只考虑到了图像的局部均值信息,而没有考虑图像的局部方差信息和全局方差信息,所以处理含弱边界的图像的分割效果不是很理想。

## 2 改进的 LBF 模型

LBF 模型的演化方程式(4)中:  $f_1$  近似于当前点  $x$  邻域中位于演化曲线内部区域的灰度均值,  $f_2$  近似于当前点  $x$  邻域中位于演化曲线外部区域的灰度均值,且当前点  $x$  可以扩展到整个图像区域。依据当前点的局部区域内各个像素点的灰度值分别与  $f_1$  和  $f_2$  相差的大小来驱使演化曲线的运动。所以当对弱边界图像分割时,在还没有达到目标边界时,能量方程式(4)中的  $e_1$  和  $e_2$  将会趋近于零,使得能量方程达到最小值,曲线演化停止,

因而得不到理想的分割结果。

基于上述分析,下文根据图像的统计信息,引入图像的局部方差信息和全局方差信息。结合 LBF 模型的局部均值信息,得到改进的局部拟合能量方程如下:

$$\begin{aligned} \mathcal{E}_x^{Fu}(\phi, f_1(x), f_2(x), \sigma(x)) = & \lambda_1 \int K_\sigma(x-y) |I(y) - f_1(x)|^2 H(\phi) dy + \\ & \lambda_2 \int K_\sigma(x-y) |I(y) - f_2(x)|^2 (1 - H(\phi)) dy + \\ & \lambda_3 (\sigma_1 - \sigma(x)) + \lambda_4 (\sigma_2 - \sigma(x)) \end{aligned} \quad (5)$$

式中  $\sigma(x)$  为局部方差,是以当前点  $x$  为中心,取  $r \times r$  大小的窗口作为点  $x$  的邻域范围(一般  $r=3$ ) 表达式为:

$$\sigma(x) = \sum_{i=1}^n \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n} \quad (6)$$

式中  $n$  为当前点  $x$  邻域的像素个数,  $x_i$  为窗口中各像素点的灰度值,  $\bar{x}$  为该邻域的灰度均值,  $\sigma_1(x)$  为曲线内部方差,表达式为:

$$\sigma_1(x) = \sum_{i=1}^{n_1} \frac{(x_i - \bar{x})^2}{n_1} \quad (7)$$

式中  $x_i$  为曲线内部的像素点的灰度值,  $n_1$  为演化曲线内部的像素点的个数,  $\bar{x}$  为曲线内部像素点的灰度均值。曲线外部方差  $\sigma_2(x)$  构造与  $\sigma_1(x)$  相同。

将当前点  $x$  扩展到整个图像区域,为了加快曲线的演化速度,引入 CV 模型的能量项。在确保水平集函数  $\phi$  演化的稳定性上,引入曲线  $C$  的长度项  $v(L)$  和距离调整项  $\mu(P)$ ,从而得到总能量方程:

$$\begin{aligned} \mathcal{E}(\phi, f_1, f_2, \rho_1, \rho_2, \sigma) = & \int \mathcal{E}_x^{Fu}(\phi, f_1, f_2, \sigma) dx + \\ & \mathcal{E}_x^{CV}(\phi, \rho_1, \rho_2) + v(L) + \mu(P) \end{aligned} \quad (8)$$

其中:

$$\begin{aligned} \mathcal{E}_x^{CV}(\phi, \rho_1, \rho_2) = & \lambda_1 \int |I(x) - c_1|^2 H(\phi(x)) dx + \\ & \lambda_2 \int |I(x) - c_2|^2 (1 - H(\phi(x))) dx \end{aligned} \quad (9)$$

利用梯度下降法来求解最小化能量方程式(8),得到  $f_1(x)$   $f_2(x)$  满足能量函数  $\mathcal{E}(\phi, f_1, f_2, \rho_1, \rho_2, \sigma)$  最小值的 Euler - Lagrange 方程:

$$\int K_\sigma(x-y) M_i^e(\phi(y)) (I(y) - f_i(x)) dy = 0 \quad i = 1, 2 \quad (10)$$

$$\int (I(x) - c_i) M_i^e(\phi(x)) dx = 0 \quad i = 1, 2 \quad (11)$$

求解得:

$$f_i(x) = \frac{K_\sigma(x) \times (M_i^e(\phi(x)) I(x))}{K_\sigma(x) \times M_i^e(\phi(x))} \quad i = 1, 2 \quad (12)$$

$$c_i = \frac{\int M_i^e(\phi(x)) I(x) dx}{\int M_i^e(\phi(x)) dx} \quad i = 1, 2 \quad (13)$$

式中  $M_1^e(\phi(x)) = H_\varepsilon(\phi)$ ,  $M_2^e(\phi(x)) = 1 - H_\varepsilon(\phi)$ 。并且,得到最终的演化方程:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = & -\delta_\varepsilon(\phi) (p_1 \cdot (\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) + p_2 \cdot (\lambda_3 e_3 + \lambda_4 e_4) + \\ & p_3 \cdot (\lambda_5 |I(x) - c_1|^2 + \lambda_6 |I(x) - c_2|^2) + \end{aligned}$$

$$\nu \delta_e(\phi) \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right) + \mu\left(\nabla^2 \phi - \operatorname{div}\left(\frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|}\right)\right) \quad (14)$$

式中  $e_i = \int K_\sigma(x-y) |I(y) - f_i(x)|^2 dy$  ( $i=1, 2$ );  $e_3 = \sigma_1 - \sigma$ ;  $\rho_4 = \sigma_2 - \sigma$ ;  $\delta_e(x)$  是 Dirac 函数;  $p_1, p_2, p_3$  为自适应函数  $p_1 = \exp(-\frac{|\nabla u|}{C})$ ,  $p_2 = \exp(-\frac{1}{|\nabla \sigma|})$ ,  $p_3 = 1 - p_1 - p_2$ , 其中  $C$  为根据图像强度分布不均匀的程度来设定的常数。

根据图像信息的不同, 自适应函数的取值有所不同, 分析如下: 当图像强度分布不均匀时, LBF 能量项作为曲线演化的主动力, 因而  $p_1$  取得较大的值。而处理弱边界图像时, 方差函数项应作为主动力, 则  $p_2$  取到相对较大的值, 使得演化曲线达到目标边界上。若曲线远离目标边界, 为了加快演化速度, CV 模型的能量项作为主动力,  $p_3$  所得的值相对较大。通过以上分析很好式体现了本文改进算法的优点。

综上所述, 下面将给出本文分割算法的具体步骤:

**Step1** 选定初始演化曲线, 并且由式(6)计算出图像的每一个像素点在  $3 \times 3$  邻域范围内的局部方差  $\sigma$ 。

**Step2** 得到演化曲线, 由式(7)计算得到在曲线内部的方差  $\sigma_1(x)$ , 同理可得曲线外部的方差  $\sigma_2(x)$ 。

**Step3** 如式(5)所示, 将图像方差信息引入到局部拟合能量方程中。利用本文提出的改进算法得到如式(8)总能量方程。

**Step4** 根据自适应函数  $p_1, p_2, p_3$  调节各能量项在曲线演化过程中的强度。由梯度下降法得到最终的演化方程进行演化。

**Step5** 重复 step2—step4 得到最终的结果。

### 3 实验结果及分析

应用上述方法在 2.10GHz 微机上应用 Matlab7.0 完成。

在实验过程中, 根据传统的 CV 模型和 LBF 模型的参数定义, 在这里正整数  $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4, \lambda_5, \lambda_6$  都设为 1。

图 1 是应用上述方法对具有多个弱边界区域图像的分割结果。图 1(a) 是原始图像和初始曲线。图 1(b) 是 LBF 方法经过迭代 400 次后得到最终的分割结果, 由于只考虑到局部均值信息, 在目标弱边界处曲线没有得到正确的分割结果。图 1(c) 是本文改进方法迭代 50 次后得到的分割结果, 可见加入了图像的方差信息, 以及结合 CV 模型的能量项, 使得在弱边界处能够得到较好的分割结果。从迭代的次数上, 表明改进方法在时间效率上也有很大的提高。



(a) 原图及初始曲线 (b) LBF 方法分割结果 (c) 本文方法分割结果

图 1 多个弱边界区域图像

图 2 为左心室 MR 图像分割实验结果。图 2(a) 为原始的左心室 MR 图像及初始曲线。图 2(b) 是运用 LBF 方法迭代 400 次后得到的最终分割结果, 可以看到演化曲线停止在心脏的伪边界上, 由于心脏的真实边界处的强度相对较弱而得不到准确

的分割。图 2(c) 改进的 LBF 方法, 迭代 50 次后得到最终的分割结果, 因为考虑到了图像的方差信息和加速项使得心脏的真实边界得到很好的分割, 并且速度比较快。



(a) 原图及初始曲线 (b) LBF 方法分割结果 (c) 本文方法分割结果

图 2 心脏 MR 图像分割

图 3 是带标志线的心脏左心室核磁共振图像的分割结果。图 3(a) 为原始图像和初始曲线, 该图像的目标区域和带有标志线区域为同质区域, 这使得分割难度加大。图 3(b) 运用 LBF 方法迭代 400 次的最终结果, 由于目标灰度分布不均匀, 所以在目标边界处得不到很好的捕捉而且在边界泄露也比较明显。利用改进方法经过 50 次迭代得到最终理想的分割结果, 如图 3(c) 所示。



(a) 原图及初始曲线 (b) LBF 方法分割结果 (c) 本文方法分割结果

图 3 左心室 MR 图像分割

运用到实际应用实例中, 如图 4 为心脏 MR 的序列图的分割结果。该结果很好地描述了序列图像中感兴趣区域、边缘。可以看到在不同帧下的图都能到达目标边界, 虽然在第一行第二幅图中, 目标有所断开主要是因为断开的部分灰度值与非目标区域一致, 所以得到该分割结果。整体来说, 对于处理心脏 MR 的序列图得到比较理想的分割结果。所以在拟合心脏三维曲面图方面有较好的作用, 同时对心脏左心室运动估计是非常有效的, 而且对心脏的射血量的估计起到很好的作用。

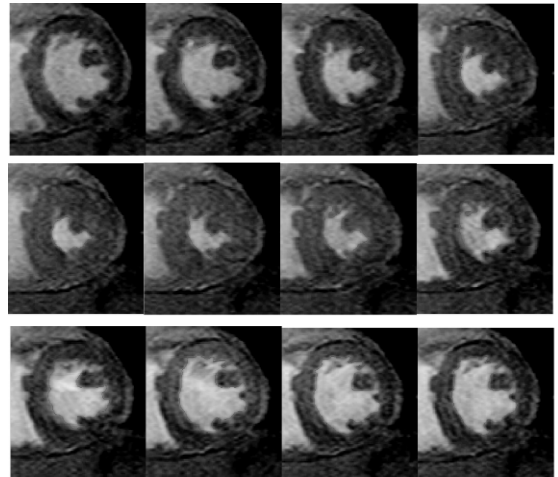


图 4 心脏 MR 的序列图分割结果

### 4 结论

本文针对 LBF 模型在处理含有弱边界的图像时得不到准

(下转第 33 页)

### 3 实验结果

指纹匹配的性能评价参数主要有: 错误拒绝率 FRR, 又称拒真率, 指将相同的指纹误认为是不同的指纹, 而加以拒绝的出错概率,  $FRR = \text{拒识的指纹数目} / \text{考察的指纹总数目} \times 100\%$ ; 错误接受率 FAR, 又称认假率, 指将不同的指纹误认为是相同的指纹, 而加以接收的出错概率:  $FAR = \text{错判的指纹数目} / \text{考察的指纹总数目} \times 100\%$ 。系统可以设置不同的阈值来控制 FRR 和 FAR, 但两者一定成反比关系, 将两者画在同一坐标系下能得到 ROC 曲线(receiver operating characteristic curve)。

为验证算法性能, 本实验在 CPU 为 AMD Athlon(tm) 3000+, 内存为 512MB 的 PC 机上用 VC 实现, 使用中科院自动化研究所网站上提供的 DFC\_V200, ST\_Microelectronics 这两个指纹库做测试, 每个指纹库都抽取了 50 枚指纹, 每枚指纹有 8 幅采样图像。要测试每个指纹库的 FRR, 需将每个指纹与同一指纹的其它采样图像做匹配测试, 总的匹配次数是  $((8 \times 7) / 2) \times 50 = 1400$  次; 测试每个指纹库的 FAR, 将每个手指的第一个采样图与同一库中的其它手指的第一个采样图做匹配测试, 总的匹配次数是  $(50 \times 49) / 2 = 1225$  次。在 DFC\_V200 指纹库的测试中, 拒识了 25 次, 因此 FRR 为 1.79%, 错判了 0 次, 因此 FAR 为 0。在 ST\_Microelectronics 指纹库的测试中, 拒识了 29 次, FRR 为 2.07%, 错判依然是 0 次, FAR 还是 0, 每次指纹的匹配(包括预处理和特征提取)平均耗时 0.37s, 纯匹配耗时 0.002s。

配对点的实际程序运行结果和指纹细节点配对示意分别如图 7 和图 8 所示。

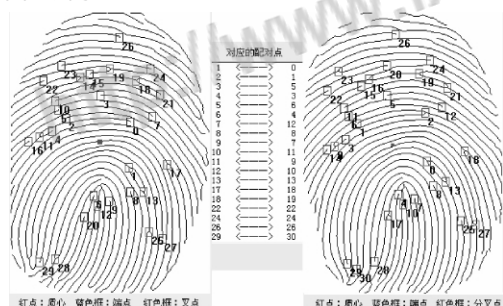


图7 配对点的实际程序运行结果

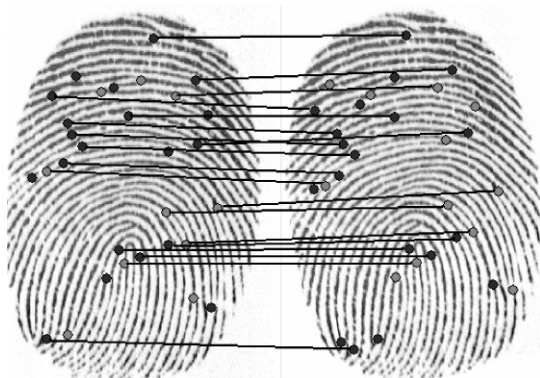


图8 指纹细节点配对

### 4 结论

本文研究了一种基于指纹中心区域基准点的指纹匹配算

法, 利用中心区域细节点可靠性比边缘更高的特点, 在相对较小的搜索空间内搜寻基准点对, 加快了计算速度, 比以奇异点为基准点对更具有通用性, 在定位基准点对后求取变换参数, 将待匹配指纹的基准点与模板指纹的基准点对齐, 矫正姿势与模板指纹保持一致, 相当于在同一个“坐标系”下统计匹配点的个数, 一定的偏差容忍度可以抵消小量的形变。实验结果表明该算法能快速准确定位基准点, 在指纹匹配过程中不受旋转、平移的影响, 即使指纹库中图像质量不是太好, 但还能保持不错的匹配性能。

### 参考文献

- [1] Isenor D K, Zaky S G. Fingerprint identification using graph matching [J]. Pattern Recognition, 1986, 19(2): 113-122.
- [2] Stockman G, Kopstein S, Benett S. Matching images to models for registration and object detection via Clustering [J]. IEEE Transactions On Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1982, 4(3): 229-241.
- [3] 漆远, 田捷, 邓翔. 基于遗传算法的指纹图匹配算法及应用 [J]. 软件学报, 2000, 11(4): 488-493.
- [4] Vinod V V, Ghose S. Point matching using asymmetric neural networks [J]. Pattern Recognition, 1993, 26(8): 1207-1214.
- [5] Rao A R. A taxonomy for texture description and identification [M]. New York: Springer Verlag, 1990.
- [6] Kawagoe M, Tojo A. Fingerprint pattern classification [J]. Pattern Recognition, 1984, 17(3): 295-303.
- [7] 罗希平, 田捷. 自动指纹识别中的图像增强和细节匹配算法 [J]. 软件学报, 2002, 13(5): 946-956.

(上接第 27 页)

确的分割结果的缺点, 提出结合 LBF 模型的局部均值信息的同时, 引入图像的方差信息的改进方法。这样使得曲线在演化的过程中根据局部区域的相似信息和图像整体的边界信息同时驱动这水平集曲线演化, 实验结果表明最终得到的分割结果比较理想。结合 CV 模型的能量项, 加快了曲线演化的速度。可见本文的模型能够有效快速地处理弱边界图像问题。

### 参考文献

- [1] Mumford D, Shah J. Optimal Approximations by Piecewise Smooth Functions and Associated Variational Problems [J]. Communications on Pure Applied Mathematics, 1989, 42(5): 577-685.
- [2] Chan T, Vese L. Active contours without edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [3] Rousson M, Deriche R. A Variational Framework for Active and Adaptive Segmentation of Vector Valued Images [C] // Proceedings of IEEE Workshop on Motion and Video Computing, Orlando, Florida, USA, 2002: 56-61.
- [4] 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(3): 271-293.
- [5] Tsai A, Yezzi A. Curve evolution implementation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification [J]. IEEE transactions on Image Processing, 2001, 10: 1169-1186.
- [6] Li C, Kao C, Core J, et al. Implicit active contours driven by local binary fitting energy [J]. IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, 2007: 1-7.



知网查重限时 7折 最高可优惠 120元

本科定稿，硕博定稿，查重结果与学校一致

立即检测

免费论文查重: <http://www.paperyy.com>

3亿免费文献下载: <http://www.ixueshu.com>

超值论文自动降重: [http://www.paperyy.com/reduce\\_repetition](http://www.paperyy.com/reduce_repetition)

PPT免费模版下载: <http://ppt.ixueshu.com>

---