

# 基于直方图的快速 Mumford-Shah 模型 MRI 分割

张建伟<sup>1),2)</sup> 陈允杰<sup>1)</sup> 夏德深<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(南京信息工程大学数学系,南京 210044) <sup>2)</sup>(南京理工大学计算机系,南京 210094)

**摘要** Mumford-Shah (MS)模型因为其具有良好的图像分割能力,目前已被广泛应用于图像分割、目标跟踪等领域。但是由于其迭代过程需要对所有图像数据反复进行计算,因而其时间效率很低,难以实时应用。针对这个缺点,根据医学核磁共振图像(MRI)的特点,对 M-S 模型进行了改进,提出了一种基于直方图的快速求解方法,其求解时,首先构造符号表,以区分曲线内外区域;然后利用直方图法来进行目标的快速粗分割,再通过遍历优化边界,来获得较精确的分割。对 MR 图像进行的分割实验表明,其分割效果更好,同时,时间效率也有大幅提高,这就方便了实时应用。

**关键词** M-S 模型 C-V 模型 直方图 区域信息 MRI 分割

**中图分类号**: TP391.41 **文献标识码**: A **文章编号**: 1006-8961(2005)07-0838-06

## Fast Mumford-Shah Model MRI Segmentation Based on Histogram Method

ZHANG Jian-wei<sup>1),2)</sup>, CHEN Yun-jie<sup>1)</sup>, XIA De-shen<sup>2)</sup>

<sup>1)</sup>(Department of Mathematics, Nanjing University of Information Science & Technology, Nanjing 210044)

<sup>2)</sup>(Department of Computer, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094)

**Abstract** Mumford-Shah model, which has better ability to segment images, had been used to segmenting images or tracking targets. But it needs computing all the data of the image constantly during the iterative course, so it is not suitable for real-time application for its low efficiency. Aiming at this disability, by using the characteristic of the MRI, a fast method of solving the M-S model is improved based on the histogram method. This method first construct a signed table, which can be used to distinguish the area inside or outside of the edges, and use the histogram method to get the rough results, then use the searching method to optimize the results and get the final edges. Experimental results show that the new model can get the better results in an efficient way.

**Keywords** M-S model, C-V model, histogram, region information, MRI segmentation

## 1 引言

核磁共振成像(magnetic resonance imaging, MRI)以其非介入性、非损伤性以及很少受目标物体运动的影响等特点,已被广泛运用于医学图像拍摄。目前,医学影像在临床医学上起着越来越重要的进行用。然而,由于人体解剖结构的复杂性、软组织的

不规则性,以及成像质量受到多种因素的影响,使得医学图像的分割成为一个难点。近年来,人们对曲线演化模型进行了大量的研究,经典的曲线演化模型,如 Snake 模型<sup>[1]</sup>、几何主动轮廓模型<sup>[2]</sup>(geometric active contour)、测地主动轮廓线模型<sup>[3]</sup>(geodesic active contour model),由于它们都是基于边缘信息,因而当目标内部具有强噪音时,往往会陷入局部最优;当区域边缘模糊或者边缘呈离散状时,

基金项目:香港特区政府研究资助局研究项目(CUHK/4180/01E, CUHK/1/00C)

收稿日期:2004-11-08;改回日期:2005-03-03

第一作者简介:张建伟(1965~),男,1998年于武汉大学获计算机应用硕士学位,现为南京理工大学博士研究生,南京信息工程大学副教授。主要研究方向为图像处理与分析、模式识别、数值分析与算法。E-mail: zhangjw@nuist.edu.cn

演化曲线又可能因越过目标边界而导致分割失败。虽然一些约束项的引入可在一定程度抑制这些现象,然而却不能从根本上解决这些问题。由于 Mumford-Shah 模型<sup>[4-6]</sup>是一种基于区域信息的分割模型,因而,对强噪音、边缘模糊或边缘不连续的情况都适用。近 20 年来, Mumford-Shah 模型在图像恢复和去噪、分割和分类、形状匹配等方面的应用已取得了大量成果。

目前,对于 Mumford-Shah 模型的应用研究存在以下两种简化的隐式模型,其一为 Ambrosio 等人提出的基于椭圆逼近的辅助变量模型<sup>[7,8]</sup>;其二为 Chan 和 Vese 等人建立的水平集模型(C-V 模型)<sup>[9,10]</sup>,他们还提出了无梯度主动轮廓水平集算法(C-V 算法)。大家知道,医学 MR 图像的灰度分布往往呈双峰状,虽然用 C-V 算法足以可以分割出目标边界,但是由于传统的 C-V 算法每次迭代过程都需要对所有图像数据进行计算,因而很费时,而且该方法在分割医学图像时,往往会将非感兴趣的区域一并分割出来。本文针对这些缺点,提出一种基于直方图的快速 M-S 模型求解方法,其求解时,首先构造符号表,以区分曲线内外区域,然后利用直方图法来进行目标的快速粗分割,再通过遍历优化边界来获得较精确的分割。对 MR 图像分割的实验表明,其分割效果更好,同时,时间效率也有大幅提高,这就方便了实时应用。

## 2 Mumford-Shah 模型

Mumford-Shah 模型在理论上是一类具有体积能量和低维测度的变分问题<sup>[4]</sup>:

$$\{u, C\} = \inf\{G(u, C) : C \subseteq \mathbb{R}^2 \text{ 的闭集 } u \in \Omega \setminus C\} \quad (1)$$

其中,

$$G(u, C) = \mu \cdot L(C) + \lambda \int_{\Omega} |u(x, y) - u_0(x, y)|^2 dx dy + \nu \int_{\partial C} |\nabla u(x, y)|^2 dx dy \quad (2)$$

式中,  $u_0(x, y)$  为开集  $\Omega \in \mathbb{R}^2$  上给定的含噪音图像; 闭集  $C \in \mathbb{R}^2$  为  $u_0(x, y)$  在  $\Omega$  上的不连续集, 对应于图像中的一条闭合曲线;  $\mu, \lambda, \nu$  为调节参数;  $L(C)$  为闭曲线  $C$  的 1 维 Hausdorff 测度。式(2)右端第 1 项使得分割的曲线尽可能短; 第 2 项使得恢复的图像和原图像尽可能相似; 第 3 项使得恢复的图像

灰度变化幅度尽可能小。通过最小化式(2), 就可以同时进行图像的恢复和分割。

Mumford-Shah 模型是现代数学中的一种自由不连续问题, 该模型对图像中的边缘等跳跃部分是通过几何测度(Hausdorff 测度)项来控制, 从而使数值逼近或求数值解成为十分棘手的问题。Chan 和 Vese 等人建立了水平集模型, 从而使 Mumford-Shah 模型变为简化的隐式模型, 同时他们将原始图像视为由不连续集  $C$  和分片常数图像组成的简单形式, 提出了无梯度主动轮廓水平集算法, 并推广到多相水平集算法和向量值图像的水平集方法。

### 2.1 C-V 模型

设定域为  $\Omega$  的图像  $u_0(x, y)$  被闭合边界曲线  $C$  划分为目标( $C$  的内部)和背景( $C$  的外部)两个同质区域  $\omega_o$  及  $\omega_b$  (下角 o, b 分别代表 object, background, 下同), 各个区域的灰度均值为  $c_o$  和  $c_b$ , 则其能量函数构造如下

$$F(C, c_o, c_b) = \mu \cdot L(C) + \nu \cdot S(C) + \lambda_o \int_{\omega_o} |u_0(x, y) - c_o|^2 dx dy + \lambda_b \int_{\omega_b} |u_0(x, y) - c_b|^2 dx dy \quad (3)$$

其中,  $S(C)$  为  $C$  的内部面积,  $\mu, \nu \geq 0, \lambda_o, \lambda_b > 0$  为各个能量项权重系数。当闭合曲线  $C$  没有位于两个同质区域的边界时,  $F(C)$  不能达到最小值, 即只有轮廓线位于两个同质区域的边界时,  $F(C)$  才能达到最小值。最小化式(3)就可以得到分割结果  $\hat{C}$  以及此时参数  $c_o, c_b$  所对应的值  $\hat{c}_o, \hat{c}_b$ , 即

$$\{\hat{C}, \hat{c}_o, \hat{c}_b\} = \inf_{C, c_o, c_b} F(C, c_o, c_b) \quad (4)$$

由于该模型综合利用了图像信息, 因此通过最优优化式(4), 就可以得到全局最优的图像分割结果。

### 2.2 模型求解

Chan 和 Vese 利用水平集方法<sup>[9,10]</sup>求解式(4), 设  $\varphi_0$  是根据初始轮廓线  $C_0$  构造的水平集函数, 即  $\{C_0 | \varphi_0(x, y) = 0\}$ , 并设  $\varphi$  为内正外负的符号距离函数(signed distance function, SDF)。由此满足式(3)并以  $\varphi$  表达的偏微分方程为

$$c_o = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) H(\varphi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi) dx dy} \quad (5)$$

$$c_b = \frac{\int_{\Omega} u_0(x, y) (1 - H(\varphi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\varphi)) dx dy} \quad (6)$$

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = \delta(\varphi) \left[ \mu \nabla \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} - v - \lambda_o (u_o(x, y) - c_o)^2 + \lambda_b (u_o(x, y) - c_b)^2 \right] \quad (7)$$

$$\varphi(0, x, y) = \varphi_o(x, y) \quad (8)$$

其中,  $H(\chi) = \begin{cases} 1 & \text{if } (\chi) > 0 \\ 0 & \text{else} \end{cases}$  为 Hwaviside 函数,

$\delta(\chi)$  为 Dirac 函数, 一般取为  $\delta(\chi) = \frac{\varepsilon}{\pi(\chi^2 + \varepsilon^2)}$ , 或

将  $\delta(\chi)$  替换成  $|\nabla \varphi|$ 。

从式(5)到式(8)可以看出, 由于该方程所涉及的图像函数  $u_o(x, y)$  的定义域为整个图像数据, 且  $c_o, c_b$  也定义在图像区域内, 具有全局性, 因此, C-V 模型的第 1 个显著特点就是全局优化, 而且仅需一条初始闭合轮廓线, 就可以把内部带空洞目标的内外边缘全部检测出来, 而不需要对内部空洞边缘做特别处理; 第 2 个特点是该初始轮廓线无需完全位于目标内部或外部; 第 3 个特点是该模型不依赖图像中的边缘信息, 即使图像中的边缘模糊或呈离散状, 仍可以得到理想的分割结果。由此可见, 用 C-V 模型和可以得到全局最优的图像分割结果, 在文献 [9, 10] 中已给出证明。

在 C-V 模型中,  $\varphi$  每次更新后需要重新初始化为符号距离函数, 以保持计算稳定性, C-V 模型采用如下迭代方法来重新初始化  $\varphi$  为符号距离函数:

$$\begin{cases} \psi_t = \text{sgn}(\varphi) (1 - |\nabla \psi|) \\ \psi(0, \cdot) = \varphi(t, \cdot) \end{cases} \quad (9)$$

由于这种方法仅靠变形后的  $\varphi$  的符号  $\text{sgn}(\varphi)$  来保证计算的准确性, 因此可能导致零水平集的偏移, 并且, 由于要保证对  $\Omega$  内每个点, 式(9)都收敛, 计算量较大, 为此引入基于直方图的快速 C-V 模型求解方法。

### 3 基于直方图的快速 M-S 模型求解

本文在求解式(3)时, 首先构造符号表, 以区分曲线内外区域, 然后借助符号表计算出各区域的灰度均值以及曲线的能量, 最后运用直方图和符号表方法找到能量最小的曲线。由于受图像噪音等因素的影响, 往往会出现过度分割现象, 即此时得到的仅为粗分割。在取得粗分割结果后, 可利用外轮廓算法来找到目标外边界, 以防止分割出非感兴趣区域, 并运用边界遍历算法来降低内部噪音的影响, 以防止过度分割现象发生。最后, 为了降低噪音、弱边界等因素的

影响, 以得到解空间上的最优解, 在取得目标内外边界后, 还需引入图像区域信息对目标边界进行优化。

#### 3.1 符号表算法

对初始轮廓线  $C_o$ , 通过构造 2 维矩阵  $D(p)$  (其中每个元素对应一个像素点) 来区分点在曲线  $C_o$  的内外。以 1 标记点在  $C_o$  的内部区域  $O_{C_o}$ , 0 标记点在  $C_o$  的外部区域  $B_{C_o}$ , 即

$$\begin{cases} D(O_{C_o}) = 1 \\ D(B_{C_o}) = 0 \end{cases} \quad (10)$$

符号表算法步骤如下:

- (1) 初始化符号表, 所有元素对应的符号值为 0;
- (2) 在  $C_o$  所包含的区域内, 任取一个种子点  $P_{seed}$ ;
- (3) 将  $C_o$  上与所有点对应的符号表值修改为 1;
- (4) 建立栈  $U$ , 存入点  $P_{seed}$ , 修改  $P_{seed}$  的符号表值为 1;
- (5) 反复执行如下操作, 直至栈  $U$  为空。

取出  $U$  的顶元素  $U_{top}$ , 顺序考察  $U_{top}$  的 4 个邻点  $l_p, p = 1, 2, 3, 4$ , 找到符号表值为 0 的邻点, 把  $l_p$  放入  $U$ , 并将该点的符号表值修改为 1。

算法结束时, 曲线内部点的符号值为 1, 外部点的符号值为 0, 并保留初始符号表为  $D_{initial}$ 。

在改进的模型中, 使用式(3)作为模型的能量函数, 其中,

$$L(C) = \int_{\Omega} |\nabla D(x, y)| dx dy \quad (11)$$

$$S(C) = \int_{\Omega} D(x, y) dx dy \quad (12)$$

$$c_o = \frac{\int_{\Omega} u_o(x, y) D(x, y) dx dy}{\int_{\Omega} D(x, y) dx dy} \quad (13)$$

$$c_b = \frac{\int_{\Omega} u_o(x, y) (1 - D(x, y)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - D(x, y)) dx dy} \quad (14)$$

度为将用式(3)求得的初始能量记为  $F_{min}$ 。

#### 3.2 目标的粗分割

目标的粗分割可利用图像直方图来实现, 这样既可避免对每个像素点进行反复计算, 又可提高计算效率, 特别是对较大的图像进行分割时, 优势更为明显。

粗分割算法步骤如下:

- (1) 构造图像灰度直方图  $h(i), i = 0, \dots, 255$ ;
- (2) 建立符号表  $D$ , 并初始化为  $D_{initial}$ ;
- (3) 修改符号表  $D$ , 对  $i = 0, \dots, 255$  进行循环

计算:

① 若  $h(i) > 0$ , 则将与灰度为  $i$  的点符号表值修改为 1;

② 用式(11)~式(14)和式(3)求得此时的能量  $F_i$ ;

③ 若  $F_i > F_{\min}$ , 则灰度为  $i$  的点为目标外部的点, 此时, 重新修改符号表, 并将与灰度为  $i$  的点符号表值修改为 0;

④ 更新能量  $F_i$ , 此时  $F_i < F_{\min}$ , 令  $F_{\min} = F_i$ 。

算法结束时, 所得的符号表  $D$  已经标记好目标的内外。由于人体解剖结构的复杂性、软组织的不规则性, 以及成像质量受到多种因素的影响, 使得医学图像中目标内部具有很强的噪音, 因此算法会出现过度分割现象, 并且会分割出目标以外的同质区域(如图 2(b), 图 3(b)所示)。

### 3.3 目标边界的确定

目标边界的确定分为如下两步: 首先确定目标的外轮廓, 然后去除目标内部的噪音点。

#### 3.3.1 确定外轮廓

由于 C-V 模型可能会出现过度分割, 即易将非感兴趣区域一并分割出来, 因此需利用外轮廓算法来求得目标外边界。

外轮廓算法步骤如下:

(1) 同时扫描初始符号表  $D_{\text{initial}}$  和粗分割结果  $D$ , 直到找到第 1 个点  $P$ , 满足条件: 该点在两个表中的值都为 1;

(2) 建立符号表  $D_{\text{out}}$ , 用以表示目标的主要部分。初始化符号表, 其中每个点的值赋为 0;

(3) 建立栈  $U$ , 存入点  $P$ , 修改  $P$  的符号表值为 1;

(4) 反复执行如下操作, 直至栈  $U$  为空。

取出  $U$  的顶元素  $U_{\text{top}}$ , 分别考察  $U_{\text{top}}$  的 4 个邻点  $l_p, p=1, 2, 3, 4$ , 找到在  $D_{\text{out}}$  中符号表值为 0, 且在  $D$  中符号表值为 1 的邻点, 把  $l_p$  放入  $U$ , 并将该点在  $D_{\text{out}}$  中的值修改为 1。

利用外轮廓算法计算后,  $D_{\text{out}}$  已经标记出目标的整体部分, 即去除了目标区域以外的非感兴趣区域。

#### 3.3.2 去除内部噪音

当目标内部具有强噪音区域时, C-V 模型往往会将噪音区域分割出来, 应用边界遍历算法可以减少目标内部的噪音的影响。

边界遍历算法步骤如下:

(1) 建立新的符号表  $D_{\text{denoise}}$ , 初始化为 0;

(2) 从上往下, 按行扫描符号表  $D_{\text{out}}$ , 若有对应

的值为 1 的点, 且存在值为 0 的邻点, 则说明该点为边界点, 将其对应的  $D_{\text{denoise}}$  中的值修改为 1;

(3) 建立 3 维数组  $B$ , 用来存放最终目标边界。

建立 2 维数组  $B_{\text{temp}}$ , 用来存放求解过程中的边界点;

(4) 从上向下, 按行遍历  $D_{\text{denoise}}$ , 对于值为 1 的点作如下循环:

① 将当前点存入  $B_{\text{temp}}$ , 并将  $D_{\text{denoise}}$  中对应点的值改为 0; 按照图 1 所示的顺序考察其八邻点, 找到第 1 个值为 1 的邻点, 作为当前点, 转步骤①, 否则所有邻点所对应的  $D_{\text{denoise}}$  中的值为 0, 将该点存入  $B_{\text{temp}}$ , 并将  $D_{\text{denoise}}$  中对应点的值改为 0, 转步骤②;

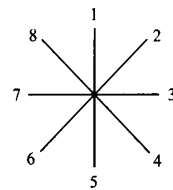


图 1 八邻点顺序图

Fig. 1 Image of the 8 points lie in sequence

② 考察当前  $B_{\text{temp}}$ , 若该数组的长度小于阈值 (阈值的选取通常与图像和目标性质有关), 说明该曲线为目标内部的噪音点; 否则, 将  $B_{\text{temp}}$  中的数据存入  $B$  中, 再将  $B_{\text{temp}}$  清零。

### 3.4 边界优化

为了降低噪音、弱边界等因素的影响, 在取得目标内外边界后, 可引入图像区域信息来对目标边界进行优化, 以得到解空间中的最优解。

边界优化时, 首先, 获取  $D_{\text{out}}$  所标记的目标区域  $\Omega_0$  的统计特征, 记为  $\{\rho_{0,j} | 1 \leq j \leq m\}$ , 其中  $m$  表示区域统计特征的个数,  $\rho_{0,1}$  是该区域内像素的灰度均值,  $\rho_{0,2}$  是该区域内像素的灰度方差, 所需纪录的特征的个数可以根据图像的特性来决定, 本文的实验中仅采用  $\rho_{0,1}$  和  $\rho_{0,2}$  两个特征; 然后取出  $B$  中所存储的边界点  $P_i, (i=1, \dots, N)$ , 并计算  $P_i$  的  $r \times r$  区域的统计特征 (一般取  $r=3$ ), 分别记为  $\rho_{i,j} (1 \leq j \leq m)$ , 再计算该点所在区域与目标区域  $\Omega_0$  的相似度:

$$R_i = \frac{1}{m} \sum_{j=1}^m |\rho_{i,j} - \rho_{0,j}| \quad (15)$$

接着, 按照法线方向取与  $P_i$  相邻的  $k$  个点  $P_{i_1}, P_{i_2}, \dots, P_{i_k}$  (一般取  $k=5$ ), 再根据其统计特征来计算出与  $\Omega_0$  的相似度, 设为  $R_{i_1}, R_{i_2}, \dots, R_{i_k}$ , 比较  $R_i$  与  $R_{i_1}, R_{i_2}, \dots, R_{i_k}$  的大小, 最后取与最小值对应的点作为最终边界点。

### 4 实验结果与分析

以下实验在 P41.8G 微机上用 Matlab 实现。

图 2 是心脏左心室的 MR 图像,大小为  $120 \times 135$ ,在左心室内由于充血不足,使得左心室内部具有阴影,图 2(a)为原始图像,为了说明 M-S 模型的稳定性,初始曲线未完全放置在目标内部。图 2(b)为 C-V 模型的分割结果,由图 2(b)可以看出,该模型在分割出目标边界的同时,也分割出了非感兴趣的区域边界,且没有能够处理好阴影部分。整个分割过程耗时 17.2415s。图 2(c)为本文改进模型的分割结果,由该图可以看出,改进的模型可以分割出主要目标的边界,且较好地处理了噪音的影响,整个

分割过程耗时 2.1253s。

图 3 是颈椎部分的 MR 图像,大小为  $155 \times 147$ ,该图像拓扑结构复杂,且具有强噪音和弱边界,图 3(a)为原始图像,图 3(b)为 C-V 模型的分割结果,由该图可以看出,C-V 模型可以分割拓扑性复杂的目标,并且能很好地处理弱边界现象,但是,噪音区域和目标外的同质区域同样被分割出来,即该模型出现了过度分割现象,这对于医学 MR 图像的分割来说应该尽量避免,整个分割过程耗时 21.4635s。图 3(c)为本文改进模型的分割结果,从中可以看出改进的模型可以分割出主要目标的边界,和 C-V 模型一样,该模型不但继承了 C-V 模型良好的可分割具有复杂拓扑结构图像的能力,且分割速度有大幅度提高,整个分割过程耗时 3.1336s。

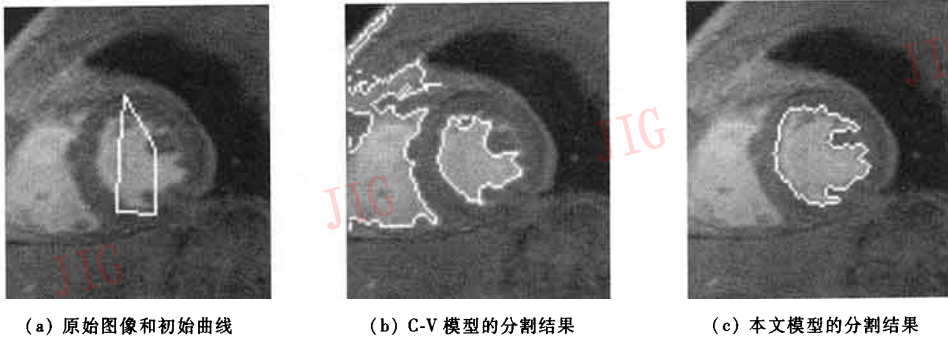


图 2 心脏左心室的 MR 图像分割  
Fig.2 MR image segmentation of the left ventricle

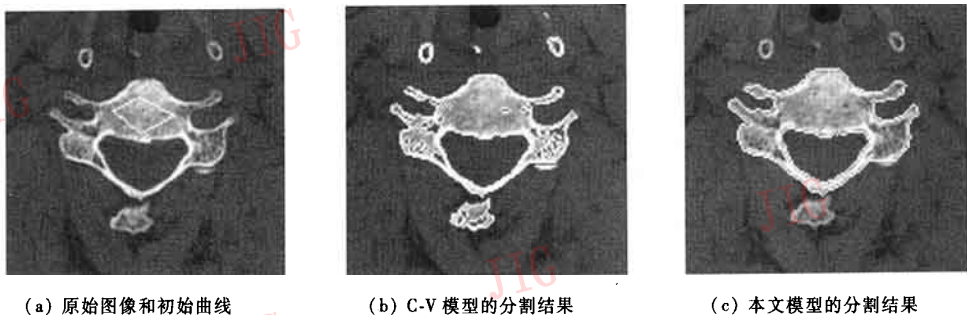


图 3 颈椎部分的 MR 图像分割  
Fig.3 MR image segmentation of the hame

### 5 结论与展望

本文针对 M-S 模型图像分割效率低,以及常常过度分割的缺点,提出了基于直方图的快速 M-S 模

型的求解方法,实验证明,它不仅易于分割具有弱边界和拓扑结构复杂的目标,同时可得到更好的分割结果,且时间效率也有大幅度提高。该模型可以用于 3 维图像的分割。

## 参考文献 (References)

- 1 Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1987, 1(4): 321 ~ 331.
- 2 Malladi R, Sethian J A, Vemuri B C. Shape modeling with front propagation: A level set approach[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1995, 17(2):158 ~ 175.
- 3 Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1):61 ~ 79.
- 4 Mumford D, Shah J. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems[J]. *Communications on Pure and Applied Mathematics*, 1989, 42(5):577 ~ 685.
- 5 Chambolle A. Image segmentation by variational methods: Mumford and Shah functional and the discrete approximations[J]. *Society for Industrial and Applied Mathematics*, 1995, 55(3):827 ~ 863.
- 6 Feng Zhi-ling, Ying Jian-Wei, Chen Gang, *et al.* Studies on the Mumford-Shah model in image segmentation [J]. *Journal of Image and Graphics*, 2004, 9(2):151 ~ 158. [冯志林, 尹建伟, 陈刚等. Mumford-Shah 模型在图像分割中的研究 [J]. *中国图象图形学报*, 2004, 9(2): 151 ~ 158.]
- 7 Ambrosio L, Tortorelli V. On the approximation of functionals depending on jumps by elliptic functionals via  $\gamma$ -convergence [J]. *Communication on Pure and Applied Mathematics*, 1990, 43(8): 999 ~ 1036.
- 8 Ambrosio L, Tortorelli V. On the approximation of free discontinuity problems [J]. *Bollettino de la Unione Matematica Italiana*, 1992, 7(6-B):105 ~ 123.
- 9 Chan T, Vese L. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2):266 ~ 277.
- 10 Chan T, Vese L. An efficient variational multiphase motion for the Mumford-Shah model [A]. In: *Proceedings of the 34' th Asilomar Conference on Signals, Systems and Computers [C]*, Asilomar, CA, USA, 2000, 1: 490 ~ 494.