

# 基于可变形模型及像素相似性统计的自动图像分割\*

赵雪春 戚飞虎

(上海交通大学计算机科学与工程系, 上海, 200030)

TP391.41

**摘要** 提出一种通用的融合基于可变形模型及区域特征统计的自动图像分割方案, 像素相似性定义综合考虑灰度、梯度、色彩及纹理等多种图像因素, 采用梯度矢量流 Snakes 算法自动进行目标匹配, 为使分割结果更趋合理, 利用相似单元分解技术对属于同一目标的区域进行自动合并, 而对同一区域中属于不同目标的区域进行自动分裂, 实现对未知目标个数及目标位置的输入图像的自动分割, 对人工合成的低信噪比图像及自然图像的实验表明, 本文方法性能良好, 工作稳定, 具有较强的处理边缘不连续及进入凹形边缘能力。

**关键词** 可变形模型, 主动轮廓, 梯度矢量流, 像素相似性统计。

自动图像分割

## AUTOMATIC IMAGE SEGMENTATION BASED ON DEFORMABLE MODELS AND PIXEL AFFINITY STATISTIC\*

ZHAO Xue-Chun QI Fei-Hu

(Department of Computer Science & Engineering, Shanghai Jiaotong University, Shanghai 200030, China)

**Abstract** A general-purpose automatic image segmentation scheme that integrates deformable models and region statistics was proposed. By using a combination of image cues including intensity, gradient, color, and texture rather a single source of information such as gradient magnitude, and gradient vector flow (GVF) Snakes technology, this scheme is able to automatically segment objects of an unknown number and unknown locations in images. For reasonable segmentation results, affine cell decomposition (ACD) technology was employed to automatically merge models corresponding to the same object, while split models corresponding to different objects. Experiments on synthetic images with low signal-to-noise ratio images and nature images show good performance and robust of the approach, especially it's capable to capture the discontinuous boundary and move snakes into boundary concavities.

**Key words** deformable model, active contour, gradient vector flow, pixel affinity statistic.

### 引言

图像分割是进行高级视觉计算及高层次图像处理的基础。目前, 图像分割技术通常可分两大类: 一类是基于统计或基于区域的图像分割方法, 如区域生长法, 通过对开始点的领域进行灰度统计测试, 如果像素灰度相似则分割为同一目标; 另一类是基于模型的目标边缘分割方案, 如主动轮廓<sup>[1,2]</sup>、可变形模型<sup>[3]</sup>等。

近年来, 有学者试图集成基于模型及基于统计的图像分割方案, 通过融合基于模型及基于区域的技术, 提高单独采用其中一种方案的分割稳定性<sup>[4~6]</sup>。但是, 这些方案中, 仍然存在着模型初始化、如何避免陷入局部极小点、如何综合考虑图像灰度、梯度信息、色彩、纹

理等图像因素, 以及对有凹形边缘的目标分割的困难等问题。本文提出一种通用的基于可变形模型及像素相似性统计的图像自动分割方案, 由于像素相似性统计综合利用图像的灰度、梯度、色彩及纹理等多种图像因素, 并采用了基于梯度矢量流的 Snakes 算法进行模型匹配, 较好地解决了模型初始化、避免陷入局部极小点及对有凹形边缘的目标分割困难等问题。

### 1 可变形模型

Snakes 或主动轮廓 (Active Contour) 模型是一种常用的可变形模型, 它是定义在图像中的由来自曲线内部力量及由图像数据控制的外部力量相互影响下进行移动的曲线。将传统的 Snakes 定义为曲线  $X(s) =$

\* 自然科学基金(编号 69772002)资助项目  
稿件收到日期 1999-04-30, 修改稿收到日期 1999-08-12

\* The project supported by the National Natural Science Foundation of China  
Received 1999-04-30, revised 1999-08-12

$[x(s), y(s)]$ , 这里  $s \in [0, 1]$ , 在图像平面中移动, 以使能量函数  $E$  最小化<sup>[1,2]</sup>, 即

$$E = \int_0^1 \frac{1}{2} [\alpha |X'(s)|^2 + \beta |X''(s)|^2] + E_{in}(X(s)) ds, \quad (1)$$

其中  $\alpha, \beta$  分别为控制 Snakes 的光滑及弹性的权值参数,  $X'(s), X''(s)$  分别为  $X(s)$  的一阶和二阶导数, 外部能量项  $E_{in}$  是由输入图像数据求得, 一般利用图像灰度、梯度信息, 设计成引导 Snakes 去拟合边缘轮廓, 对于灰度图像, 常采用  $E_{in}(x, y) = -|\nabla I(x, y)|^2$  或  $E_{in}(x, y) = -|\nabla [G_\sigma(x, y) * I(x, y)]|^2$  计算外部能量, 这里  $G_\sigma(x, y)$  是具有均值为 0、标准差为  $\sigma$  的二维高斯函数,  $\nabla$  为梯度算子, 而对二值图像, 常采用  $E_{in}(x, y) = I(x, y)$  或采用  $E_{in}(x, y) = G_\sigma(x, y) * I(x, y)$  计算外部能量,  $\sigma$  越大, 边缘变得越模糊, 但 Snakes 的捕获范围增大, 为使能量函数最小, Snakes 必须满足欧拉方程

$$\alpha X''(s) - \beta X'''(s) - \nabla E_{in} = 0, \quad (2)$$

因此, 可将式(2)看成是来自曲线的内部力量与图像数据控制的外部力量的平衡方程, 即

$$F_{in} + F_{in} = 0, \quad (3)$$

可将  $X$  看成是位置函数  $s$  及时间  $t$  的函数  $X(s, t)$ , 则  $X$  对  $t$  求导, 可得

$$X_t(s, t) = \alpha X''(s, t) - \beta X'''(s, t) - \nabla E_{in}, \quad (4)$$

当解  $X(s, t)$  趋于稳定,  $X_t(s, t)$  项为 0, 即求得式(2)的解<sup>[1]</sup>.

传统的主动轮廓模型存在着两大难题: (1) 通常必须将模型初始化于真实边缘的附近, 否则将可能收敛至错误的结果, 为解决该问题, 提出了诸如多分辨率方法<sup>[7]</sup>、模拟汽球施压法<sup>[8]</sup>、距离势能法<sup>[9]</sup>等方法, 其基本原理都是寻求扩大外部力场的捕获范围, 以引导 Snakes 拟合期望的轮廓; (2) Snakes 步进凹形边缘时

存在问题, 传统的 Snakes 技术不能解决该问题, 本文采用基于梯度矢量流(Gradient Vector Flow)<sup>[10]</sup>场的外部力量可以较好地解决以这两个难题, 我们称采用 GVF 外力场的 Snakes 模型为 GVFSnakes 模型, 它与传统的 Snakes 的基本不同点是, 梯度矢量流由灰度图像或由该图像的边缘图像的扩散梯度矢量计算求得, 而不是将能量函数写成负梯度的函数.

由力量平衡式(3), 设计 GVF 场  $F_{in}^g = V(x, y) = [u(x, y), v(x, y)]$  作为外部力场来替代式 3 中的  $F_{in}$ , 即

$$X_t(s, t) = \alpha X''(s, t) - \beta X'''(s, t) + V, \quad (5)$$

定义  $f(x, y)$  为输入图像的边缘势能场,  $f(x, y) = -E_{in}(x, y)$ , 可通过求解最小化能量函数  $E$ , 实现模型与目标轮廓的匹配, 这里

$$E = \iint [\mu(u^2 + v^2 + v_x - v_y) + |\nabla f| + |V - \nabla f|^2] dx dy, \quad (6)$$

为使能量函数  $E$  最小, 必须满足欧拉方程

$$\begin{cases} \mu^2 \nabla^2 u - (u - f_x)(f_x + f_x^2) = 0 \\ \mu^2 \nabla^2 v - (v - f_y)(f_y + f_y^2) = 0 \end{cases} \quad (7)$$

其中  $\nabla^2$  为拉普拉斯算子, 式(7)的数值计算方法请参阅文献[10], 图 1(a)~(c) 给出了一个采用传统 Snakes 模型进行目标轮廓匹配的示例: (a) 为输入手形图像, (b) 为 Snakes 初始化, (c) 为匹配结果, 需将 Snakes 初始化于目标区域附近, 图 1(d), (e) 分别为采用距离势能及 GVF Snakes 模型对图 1(a) 中的手形图像进行轮廓匹配的示例, 只有 GVF Snakes 能进入手指凹形轮廓.

GVF Snakes 模型仅利用了图像的灰度及梯度信息, 为充分利用输入图像的各种信息, 我们采用基于像素相似性统计方法来建立输入图像的边缘估计图.

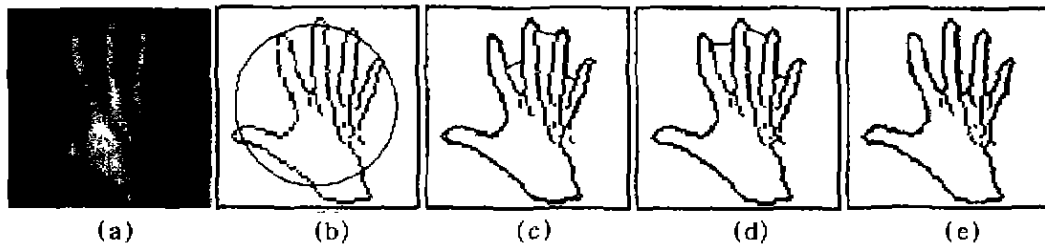


图 1 Snakes 模型匹配目标边缘轮廓

(a) 输入手形图, (b) Snakes 模型初始化, (c) 传统 Snakes 模型最终匹配结果(迭代 1660 次), (d) 距离势能 Snakes 模型最终匹配(70 次迭代), (e) GVF Snakes 模型最终匹配(120 次迭代)

Fig. 1 Object matching using Snakes models

(a) input hand image, (b) initialization of Snakes models, (c) matching result of traditional Snakes (1660 iterations), (d) matching result of distance-Snakes model (70 iterations), (e) matching result of GVF-Snakes (120 iterations)

## 2 像素的相似性特征统计与图像边缘估计

### 2.1 灰度图像

两个像素的相似定义为它们属于图像中的同一个目标的可能程度,像素相似度为 0 表示两个像素属于不同的目标,相似度为 1,则表示它们属于同一目标.对于灰度图像,使用像素灰度值、图像梯度信息以及目标区域中其它像素的统计信息定义相似函数  $\mu_c^{[6]}$  为

$$u_c(c, d) = \begin{cases} u_c(c, d)h(c, d), & c \neq d \\ 1, & \text{其它} \end{cases} \quad (8)$$

其中  $c$  和  $d$  是像素,  $u_c$  是邻域测试函数.使用四邻域测试,即

$$u_c(c, d) = \begin{cases} 1, & \sqrt{(c_x - d_x)^2 + (c_y - d_y)^2} = 1 \\ 0, & \text{其它} \end{cases} \quad (9)$$

其中  $h$  为特征函数,由灰度及梯度特征项的线性组合构成,即

$$h(c, d) = w_g h_g(f(c), f(d)) + w_h h_h(f(c), f(d)), \quad (10)$$

其中  $w_g$  和  $w_h$  分别为灰度和梯度特征的权值,  $f(c)$  和  $f(d)$  分别是像素  $c$  和  $d$  的灰度值.为具有典型性,可取  $w_g = w_h = 0.5$ .如果像素与目标区域其它像素的平均灰度相似,则灰度项特征  $h_g$  给该像素的相似度函数分配一相对高的值,则有

$$h_g(f(c), f(d)) = e^{-\frac{(f(c) - f(d) - m_c)^2}{s_c^2}} \quad (11)$$

其中  $m_c$  和  $s_c$  是目标区域中其它像素灰度的均值和标准差,目标内部区域的确定在后文中讨论,梯度项定义与之类似.类似高斯函数的目的是使其平滑.一个定义良好的相似度函数可将属于不同目标的像素的相似度设置为低值,因而通过查看与当前像素相邻的像素对的相似度函数值来估计图像中的目标边缘.如果与当前像素相邻的像素对的相似度较低,则当前像素被估计为目标边缘.图 2(b)为对合成加噪声灰度图像(图 2(a))的边缘估计,开始区域在白色椭圆的外面,图像灰度值相对较低,因此通过像素相似选择椭圆里面的像素作为可能的边缘.

### 2.2 彩色

当处理彩色图像时,以像素彩色特征项来替代前面的灰度特征  $h_g$ ,本文选择 HSV(色相 Hue,饱和度 Saturation,亮度 Value)彩色空间,因为该彩色空间为线性空间,它比 RGB 彩色空间更容易进行色彩比较.定义彩色特征项为

$$h(c, d) = w_h h_h(f(c), f(d)) + w_g h_g(f(c), f(d)) +$$

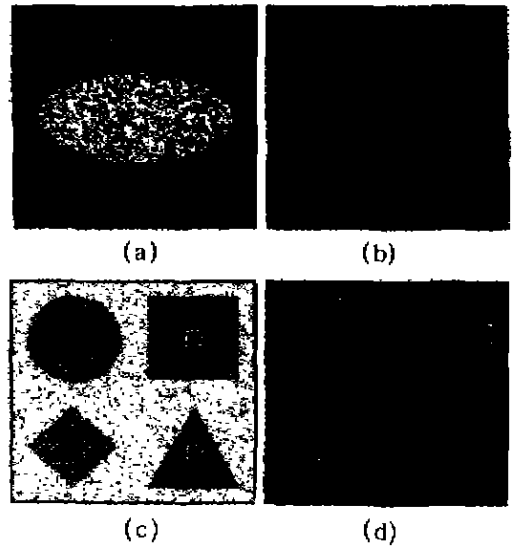


图 2 灰度及彩色图像的相似性边缘估计  
(a) 输入灰度图像及初始位置, (b) 边缘估计,  
(c) 输入彩色图像及初始位置,  
(d) 模型合并后边缘估计

Fig. 1 Boundary estimation of gray and color images using pixel affinity statistic

(a) input gray test images and model initialization,  
(c) input color test images and model initialization,  
(b, d) estimated boundaries of input images

$$w_h h_h(f(c), f(d)) + w_g h_g(f(c), f(d)), \quad (12)$$

$$h_h(f(c), f(d)) = e^{-\frac{(H(c) - H(d) - m_H)^2}{s_H^2}} \quad (13)$$

其中  $w_h$ ,  $w_g$  和  $w_v$  分别是色相、饱和度及亮度项的权值,  $H(c)$  代表像素  $c$  的色相成分,  $m_H$  和  $s_H$  分别是目标区域中的其它像素的色相均值及标准差,饱和度及亮度项的定义与此相类似.图 2(c), (d)为加噪声彩色输入图像及其边缘估计结果.

### 2.3 纹理

在以一个开始像素的一个小邻域来初始化相似统计,通过在该邻域中随机地选取一个像素作为中心建立多个纹理模板,纹理特征项定义为

$$h_t(c, d) = \max_{i \in \{1, \dots, m\}} \frac{1}{N_c} \sum_{j \in N_c} |I_j(c) - I_j(d)| \quad (14)$$

其中  $N_c$  是像素  $c$  和  $d$  周围的邻域,  $m$  是模板的个数,  $n$  是邻域的尺寸,  $i$  是模板,该特征项的比例可以通过一权重  $w_t$  来调节,并加入到特征函数  $h(c, d)$  中.

## 3 集成可变形模型及像素相似性统计的图像自动分割

### 3.1 像素相似性特征统计参数计算

为估计目标区域中其它像素的统计参数  $m_c, s_c, m_g$  和  $s_g$ ,在初始时使用起始点周围的一个小邻域用于产生

统计信息,当对输出边缘图像进行可变形模型匹配后,可得到新的目标轮廓估计,然后,我们对位于新目标轮廓内的这些像素重新进行统计参数计算,并更新原来的统计信息,这样一个新的边缘估计随即生成,递归调用该过程直至统计参数趋于稳定,图像自动分割过程停止.

### 3.2 相似单元分解技术及目标内部区域搜索

由于对输入图像并不能预先知道目标的个数及位置,为此对整幅图像以均匀分布方式,选择多个开始点来初始化多个 GVF Snakes 模型,并在图像中同时对多个目标进行可变模型匹配,每个 Snakes 模型标识一个对应内部区域,本文参考相似单元分解(Affine Cell Decomposition)技术<sup>[11]</sup>对可变形模型进行自动合并及分裂,当 2 个 GVF Snakes 模型非常靠近时,对属于同一目标的模型进行模型合并,而当一个 GVF Snakes 模型在 GVF 场的推动下,其内部区域被“挤压”得不再相连时,对一个区域内部属于不同目标区域进行模型分裂,从而实现自动图像分割.ACD 技术实际上是在在图像上叠加一个规则的网格,网格的每个元素被分成 2 个三角形,如图 3 所示.

网格的每个节点与其它节点通过 6 条边相连接.ACD 方法采用以下 3 个步骤来对模型自动分裂或合并:(1) 计算 GVF Snakes 模型与网格的交点;(2) 搜索网格的边界单元;(3) 采用 GVF Snakes 模型与网格上边界单元的交点更新 GVF Snakes 模型曲线的参数.

### 3.3 可变形模型参数更新

模型参数化过程必须选择合适的顺序以维护模型的拓扑结构.定义 12 种 ACD 边界单元,图中实心圆点表示内部节点,空心圆点表示外部节点,如图 4(a) 所示.搜索过程为在 ACD 网格中以从左向右,从上至下搜索来确定起始单元,起始单元是具有网格单元中一条边的左端点在区域的外部而右端点在区域的内部

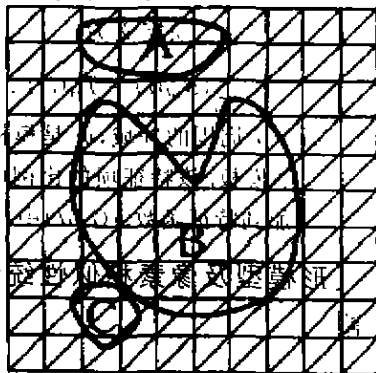


图 3 ACD 网格示意

Fig. 3 ACD grid

的网格单元,检测它的最近的邻域,如果其最近邻域亦在外部,则起始单元为类型 2,否则为类型 4.如果起始单元是类型 2 单元,按顺时针方向搜索,如图 4(b)、(c) 所示,箭头指向下一个需要进行检测的单元.由于搜索方向及它的内部区域节点位置已定,根据右下角的节点,即图 4(b)、(c) 中空点是在内部区域还是在外部区域,可以确定下一个单元必为类型 10 或类型 8.如果为类型 8,则可根据再下一个单元的右节点是内部区域还是外部区域,确定其类型必为 6 或 1.本文中的 GVF Snakes 模型具有封闭的边缘,连续地以此方式跟踪边缘能确保回到开始单元,从而完成一次模型的轮廓跟踪.

### 3.4 基于特征统计的合并与分裂

跟踪算法判定下一个单元类型时,检测它是否在某一模型的区域内部或外部.对于内部网格节点,记录它们属于哪一个模型,如果节点被判定为一个与当前模型不同的模型,且 2 个模型相距很近,则比较两个模型的像素相似性统计,当像素相似统计差别小于预设的阈值时才进行模型合并,从而可以防止盲目合并.如果节点被判定处于外部区域,则将它处理为新的节点,跟踪算法依然跟踪原先模型的边缘,并且模型仍然相互保持独立.类似地,如果将整幅图像作为 Snakes 模型的初始化,它将在 GVF 场的影响之下收缩,使内部网格点不再相连接,从而将模型分裂成两个或更多个新的模型.

## 4 实验结果

图 5 为两幅实际图像分割实验结果.图 5(a) 和 (d) 为 HSV 模式的彩色输入图像(128×128), (b) 和 (e) 为边缘估计输出; (c) 和 (f) 为最后分割结果.采用

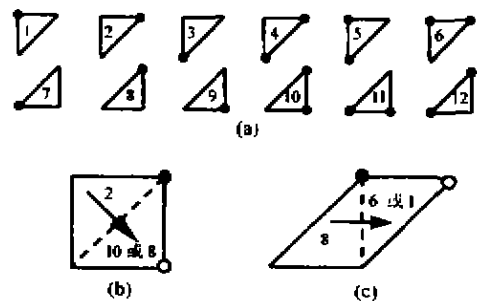


图 4 ACD 边界单元类型

(a) 12 种 ACD 边界单元类型, (b) 类型 2 边界 ACD 单元, (c) 类型 8 边界 ACD 单元

Fig. 4 ACD boundary cell types

(a) 12 ACD boundary cell types, (b) Type 2 ACD cell, (c) Type 8 ACD cell

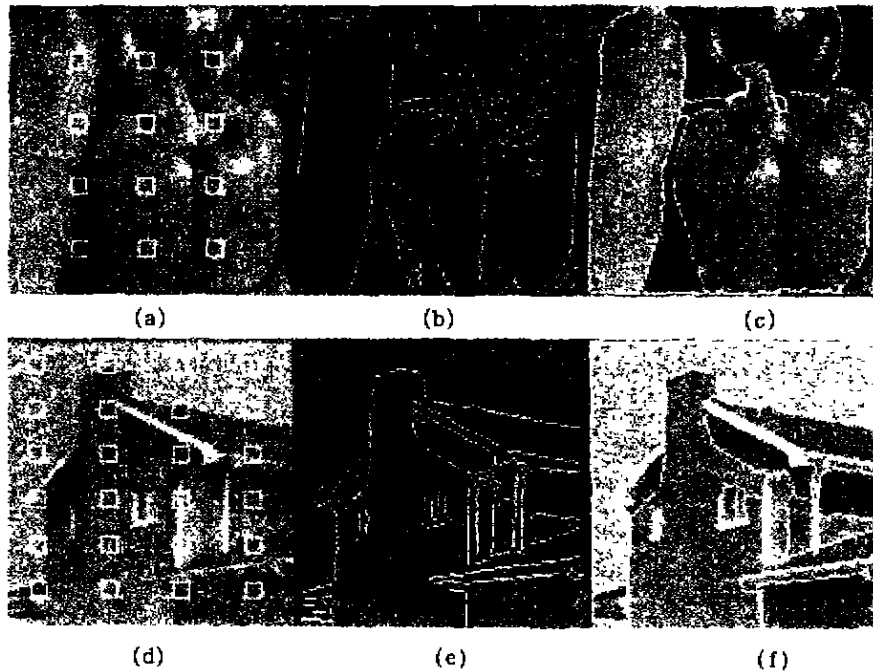


图 5 一些图像分割结果

(a, d) 输入彩色图像(128×128), (b, e) 边缘估计输出, (c, f) 分割结果

Fig. 5 Some segmentation results of input images (128×128 pixels)

(a, d) input color images (128×128), (b, e) output of estimated boundaries, (c, f) segmentation results

P1-400 在 Matlab 5.2 集成调成环境中运行, 对图 5 (a) 分割时间为 76s, 图 5(d) 的分割时间为 88s.

## 5 结论

本文提出了一种新的图像自动分割方案, 该方案集成了基于可变形模型及像素相似性统计的图像分割方法. 由于像素相似性统计的图像分割方法综合考虑灰度、梯度、色彩及纹理等多种图像因素, 而 GVF Snakes 算法具有很大捕获范围及步进凹形边缘的能力, 使得本文算法具有良好的分割速度及稳定性, 特别在处理边缘不连续及有凹形边缘时更显示出其优越的性能.

## REFERENCES

- [1] QI Fei-Hu, SHEN Ding-Gang. Edge direction based active contour algorithm, *Journal of Infrared and Millimeter Waves*, (戚飞虎, 沈定刚. 基于边缘方向信息的主动轮廓算法, *红外与毫米波学报*), 1997, 16(1): 45-50
- [2] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: Active contour models, *Proc. of Int. Conf. on Computer Vision*, 1995, 259-269
- [3] Terzopoulos D, Fleischer K. Deformable models, *The Visual Computer*, 1988, 4: 306-331
- [4] Charkraborty A, Duncan J S. Integration of boundary finding and region-based segmentation using game theory, *Information Processing in Medical Imaging*, Kluwer, 1995: 189-201
- [5] Zhu S C, Lee T S, Yuille A L. Region Competition: Unifying Snakes, region growing, and bayes/mdl for multi-band image segmentation, *Proc. Intl. Conf. on Computer Vision*, 1995: 416-423
- [6] Timothy N J, Dimitris N M. Image segmentation based on the integration of pixel affinity and deformable models, *Proceedings of CVPR'98*, Santa Barbara, 1998: 213-221
- [7] Leroy B, Herlin I, Cohen L D. Multi-resolution algorithms for active contour models, *12<sup>th</sup> Conf. Analysis and Optimization of Systems*, 1996: 56-65
- [8] Cohen L D. On active contour models and balloons, *CVGIP: Image Understanding*, 1991, 53(2): 211-218
- [9] Cohen L D, Cohen I. Finite-element methods for active contour models and balloons for 2-D and 3-D images, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, 1993, 15: 1131-1147
- [10] Xu C Y, Prince J L. Snakes, shapes, and gradient vector flow, *IEEE Tran. On Image Processing*, 1998, 7(3): 359-369