

基于灰度特征统计的可变区域图像分割算法

高晓亮 王志良 刘冀伟 崔朝辉 王 鲁

(北京科技大学信息工程学院, 北京 100083)

摘要 图像分割技术是计算机视觉低层次领域中的一项重要内容, 是对图像进行分析和模式识别的基本前提, 目前已被广泛地应用于诸多领域如医学图像和遥感图像等。同时, 它也是图像处理中的一个难点。提出了一种可变区域的分割算法, 利用基于全局灰度统计信息的活动轮廓模型进行曲线演化, 并使用水平集表示轮廓。通过不断改变和缩小分割区域的策略, 利用邻域替代算法, 将分割过程分为多个阶段进行。这种算法的优点在于, 可以自动地完成工作而无需人工干预。实验结果表明, 图像中具有复杂结构的目标物体能够被准确而且快速地分割出来; 与现有的方法相比, 分割速度有了较为明显的提高。

关键词 机器视觉; 可变区域; 活动轮廓; 统计模型; 邻域替代; 图像分割; 水平集

中图分类号 O436 **文献标识码** A **doi:** 10.3788/AOS201131.0115003

Variable Domain Algorithm for Image Segmentation Using Statistical Models Based on Intensity Features

Gao Xiaoliang Wang Zhiliang Liu Jiwei Cui Chaohui Wang Lu

(School of Information Engineering, University of Science and Technology Beijing, Beijing 100083, China)

Abstract Image segmentation technology is an important part of the lower level of computer vision. It's also a basic precondition for image analysis and pattern recognition. It has been widely used in many fields such as medical images and remote sensing images. Meanwhile, image segmentation is a difficulty in image processing as well. Aiming at medical imagery, a novel variational domain approach to curve evolution for image segmentation is proposed based on a statistical active contour model using level sets. The essential idea is to re-define the computing domain in image repeatedly by separating the segmentation procedure into several individual phases. By our algorithm, the work can be done automatically without manual intervention. Moreover, compared with current methods, the rapidity can be enhanced effectively for the objects with complicated topology.

Key words machine vision; variable domain; active contour; statistical models; neighborhood replacement; image segmentation; level sets

OCIS codes 150.1135; 110.1758; 110.2960

1 引 言

自从首篇关于活动轮廓(Active contours, 或称为 Snake)的文章^[1]发表以来, 近 20 年里, 许多模型^[2~7]相继出现, 并且被广泛地应用于图像分割领域如医学图像、CT 和 MRI 等。这类方法的核心理论是提出一个能量泛函表达式, 通过曲线的演化使

能量达到极小值, 用收敛的闭合曲线表示被分割物体的轮廓。

基于物体边缘特征(edge-based)的活动轮廓模型^[1,2]首先被提出, 将图像灰度函数的局部梯度信息作为检测物体边缘的标准。由于基于图像的局部信息对噪声非常敏感, 当外界的干扰比较明显时, 难

收稿日期: 2010-03-18; **收到修改稿日期:** 2010-05-09

基金项目: 国家 863 计划(2007AA01Z160)资助课题。

作者简介: 高晓亮(1982—), 男, 博士研究生, 主要从事图像处理与计算机视觉等方面的研究。

E-mail: xget32@gmail.com

导师简介: 王志良(1956—), 男, 博士, 教授, 主要从事人工心理与情感计算等方面的研究。E-mail: wzl@ustb.edu.cn

以得到正确的分割结果。因此,使用这种模型的时候,通常先要对图像进行平滑和降噪处理。

为了解决这一问题,一些学者进一步提出了基于图像全局灰度信息(region-based)的活动轮廓模型^[4,5,7],对噪声具有相当强的稳健性如 Chan-Vese (C-V)^[4]和 Yezzi^[7]模型。Chan 和 Vese^[4]提出了与边界无关的活动轮廓模型之后,出现了很多 C-V 模型的改进算法。文献[6]提出了一种并行分割的算法,即同时采用多个水平集函数进行区域表示。文献[13]提出了一种基于树形结构的多相水平集分割算法,通过改填充技术变图像背景,使得水平集在新图像上重新收敛。文献[14]针对边界模糊的医学图像,提出了区域分割的思想。

大量实验结果表明,以上所述的模型有一个共同的特点:对初始轮廓的位置比较敏感。特别是对于结构复杂、在图像上形成多连通区域的物体,分割的结果很大程度上取决于初始轮廓位置的选择。

在国内,最近也涌现了许多图像分割方面的研究成果。文献[16]针对医学静脉图像的特点,为了克服现有算法由于照度不均对静脉纹路分割不够精确的问题,提出了一种基于最大邻域内差的分割算法。文献[17]基于对高分辨率遥感影像分割方法中存在问题的分析,提出了一种光谱与空间纹理特征结合的遥感纹理分割方法。文献[18]提出了一种基于类内绝对差、背景与目标面积差及混沌小生境粒子群优化的阈值分割方法,将应用对象拓展到红外目标图像。

2 问题的提出

基于 Yezzi^[7]提出的统计模型同时利用了图像的局部和全局信息,使其对噪声具有相当强的稳健性。其泛函表达式如下所示:

$$E(c) = -\frac{1}{2}(u - v)^2. \quad (1)$$

Yezzi 用轮廓曲线 c , 将整个图像 R_I 分为两个域: R_u 和 R_v 。其中 R_u 表示曲线内部的区域, R_v 表示曲线外部的区域。可以得到关于图像灰度特征和曲线 C 的统计量:

$$S_u = \int_{R_u} I dA, \quad (2)$$

$$A_u = \int_{R_u} dA. \quad (3)$$

式中 S_u 表示轮廓曲线内部灰度值的总和, A_u 表示像素数之和。

由此,可以计算(1)式中的参量: $u = S_u/A_u$ 表示曲线内部灰度的均值, $v = S_v/A_v$ 表示曲线外部灰度的均值。将以上的公式用以演化曲线的梯度下降流,即求解(1)式中能量泛函极值的优化算法,以偏微分方程(PDE)的形式给出:

$$\frac{dC}{dt} = -\nabla E = FN = (u - v) \left(\frac{I - u}{A_u} + \frac{I - v}{A_v} \right) N, \quad (4)$$

式中 N 表示曲线法向量。从式中可知,此模型将产生一个驱动力,使曲线内、外部的平均灰度值的差异迅速扩大,直到达到极大值。其中 F 称为扩张速度函数,决定了曲线上各点的变化程度。

在 Yezzi 模型的基础上,用一个二值图像作为实验对象,目标是一个带有孔洞的圆形物体。在开始分割之前,需要确定初始轮廓(即 PDE 的初始条件)。以下分别选取了 3 种不同位置的初始轮廓,分割结果如图 1 所示。

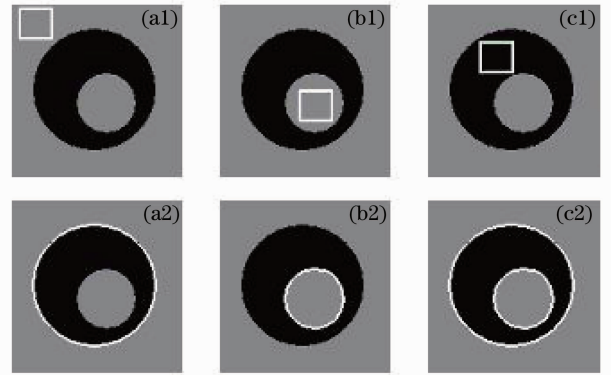


图 1 基于不同初始轮廓位置 Yezzi 模型的分割结果
Fig. 1 Segmentation results with different positions of initial contour using Yezzi model

从图 1 中可以看到,对于 Yezzi 模型,最终收敛的曲线与初始轮廓的位置有直接的关系。图 1(a1), (a2) 中的曲线只收敛到物体的外部边界,图 1(b1), (b2) 只收敛到内部边界,只有图 1(c1), (c2) 得到了期望的结果。但是在实际应用中,人们通常没有精力和时间去选定初始轮廓的位置,如视频序列。为了能够自动地得到准确的分割结果而无需手动干预,本文提出了一种可变区域策略,将待分割区域视为一个变量,通过定义适当的目标区域来获得预期的分割结果。

3 可变区域分割策略

3.1 分割流程

首先,假设图像由两部分构成:目标物体区域

R_T 和背景区域 R_B 。因此,容易得到以下的关系:

$$\begin{cases} R_B \cup R_T = R_I, \\ R_B \cap R_T = 0. \end{cases} \quad (5)$$

此分割算法的目的是将图像 $I(x,y)[(x,y) \in R_I]$ 中的像素点确定地划分到这两个区域中。分割的过程以轮廓曲线的收敛为标准,分为 N 个阶段进行。在每个阶段开始时,将会重新定义图像的定义域,作为分割的目标:

$$I_N(x,y) = I(x,y), \quad (x,y) \in R_c \quad (6)$$

式中 R_c 是已收敛的轮廓曲线内部的区域。

在分割的第一个阶段中,选择图像的边界作为初始轮廓,用 C^1 表示。通过对(4)式进行迭代来演化曲线,直到(1)式中的能量 $E(c) = -\frac{1}{2}(u-v)^2$ 达到稳态(即不再变化为止)。此时轮廓曲线已经收敛,分割的第一个阶段结束。相似地,在第 N 个阶段中,算法开始于初始轮廓 C^N ,即上个阶段中的收敛轮廓。当第 N 个阶段结束时,定义了一个新的曲线内部区域 R^N 。容易得到如下的关系:

$$R^i \subset R^j, \quad 1 \leq j < i \leq N \quad (7)$$

在第 N 个阶段结束时,将会完成分割一个区域 $A_N = R^{N-1} - R^N, N \geq 2$,并确定它是属于 R_T 还是 R_B 。整个分割流程如图 2 所示。

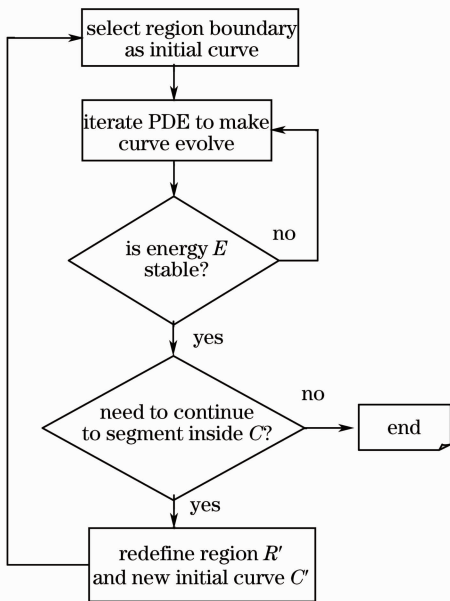


图 2 可变域分割算法流程图

Fig. 2 Flow chart of variational domain approach for segmentation

依据文献[7]的研究成果,能量表达式(1)式作如下改进:加入一个膨胀项 $\lambda \int_C ds$ (即曲率流),其中 λ

为表征演化过程中曲线平滑程度的参数,其值越大,则曲线越平滑,文中取 $\lambda = 1$ 。 $E(c)$ 如下所示:

$$E(c) = -\frac{1}{2}(u-v)^2 + \lambda \int_C ds. \quad (8)$$

变分后的梯度下降表达式为

$$\frac{dC}{dt} = -\nabla E = (u-v) \left(\frac{I-u}{A_u} + \frac{I-v}{A_v} \right) N - \lambda \kappa N, \quad (9)$$

式中 κ 表示曲线的曲率。加入的膨胀项将会产生一个在曲线法向量 N 方向,指向曲线内部的驱动力,以加快收敛的速度。这对我们的算法非常有效,因为每个分割步骤的初始轮廓总是在目标物体的外部。

3.2 邻域替代法

在可变区域算法中,需要解决如下两个问题:

1) 在每一个阶段,由于图像函数定义域的改变,初始曲线的外部区域并不存在,即 $R_c^N = 0$ 。文献[13]提出了一种背景填充技术来解决这个问题,即用目标区域的灰度均值来代替背景区域。这种方法的缺点在于:目标区域的灰度值可能差异很大,如果它的均值与将被替代的背景灰度越接近,分割的效果就越差。本文提出了邻域替代法,如图 3 所示。其理由是,曲线内部一个微小的邻域内的灰度值很接近并且与背景有较大的差异。图中邻域 B 的面积和灰度的均值,用来计算(9)式中 v 和 B 的初始值:

$$v = \frac{\int_B I(x,y) dA}{\int_B dA}, \quad (10)$$

$$A_v = \int_B dA. \quad (11)$$

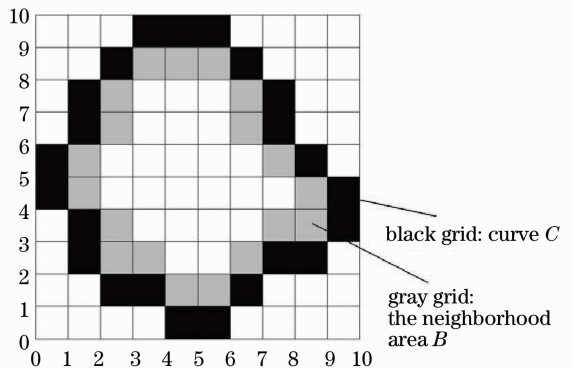


图 3 邻域替代法

Fig. 3 Neighborhood replacement scheme

2) 如何判断收敛曲线内部的区域是否需要继续分割。这里利用了文献[15]的成果,计算分割图像与原图像的互信息量 M_I ,利用 K 均值算法自动

获取全局阈值,使 M_I 达到最大时则停止分割。

3.3 数值实现

使用零水平集 $\phi[c(x, y), t] = 0$ 表示轮廓曲线。由于具有相当高的精确性,水平集已经广泛地应用在活动轮廓的模型中,并已经在文献[8]中做过详细介绍:

$$\phi_t = -F \|\nabla \phi\|. \quad (12)$$

式中 $\phi(x, y, t)$ 为水平集函数。结合(9)式,水平集的梯度下降流可以用以下形式给出:

$$\phi_t = -(u - v) \left(\frac{\hat{I} - u}{A_u} + \frac{\hat{I} - v}{A_v} \right) \|\nabla \phi\| + \lambda \nabla \cdot \left(\frac{\nabla \phi}{\|\nabla \phi\|} \right) \|\nabla \phi\|. \quad (13)$$

对于 \hat{I} ,为了使水平集函数与轮廓曲线 $\phi(x, y, t) = 0$ 上的各点在相同的方向上运动,需要满足以下的表达式:

$$\begin{cases} \hat{I}(x, y) = I(x, y), & \phi(x, y) = 0 \\ \nabla \hat{I} \cdot \nabla \phi = 0, & \phi(x, y) \neq 0 \end{cases} \quad (14)$$

曲线演化的流程按照如下步骤进行:

1) 选择初始轮廓 C_0 ;

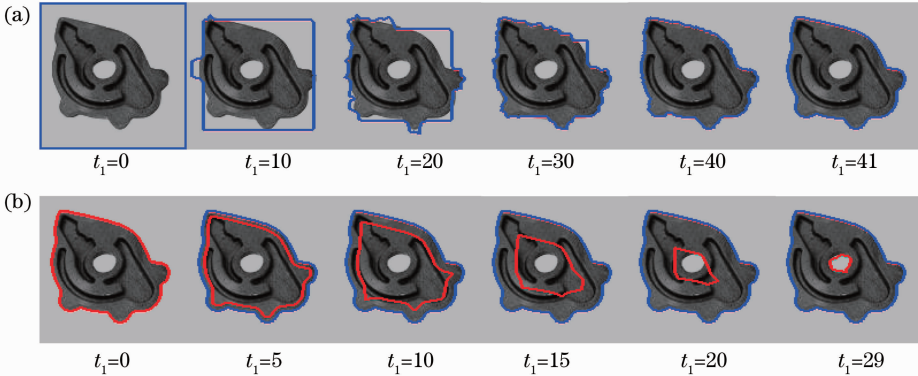


图4 曲线演化过程。(a)第一阶段,(b)第二阶段

Fig. 4 Process of curve evolution. (a) the first phase, (b) the second phase

对于此图像,整个分割过程由两个阶段构成, t_1 和 t_2 分别表示相应阶段的迭代次数。通过对(4)式所示的梯度下降流进行迭代,令轮廓曲线不断演化,使(1)式的能量值最大程度地减小,如图5所示。可以看到,在第1阶段,当迭代次数 $t_1 = 41$ 时,能量达到稳态,曲线收敛到物体的外边界;在第2阶段,分割的目标限定在上一阶段最终的曲线内部区域,因此所用迭代次数较少,当 $t_2 = 29$ 时,能量达到稳态,整个分割过程结束,共需70次迭代,仅耗时7.64 s。而C-V模型和文献[13]的模型则分别耗时13.12 s和10.81 s。

将本文的算法对4种不同类型的图像进行实验,并与C-V^[4]模型和文献[13]的模型进行比较(都

2) 创建水平集函数 ϕ ,使它满足

$$\phi[c(p, t)] = 0, \quad (15)$$

$$\|\nabla \phi\| = 1, \quad \phi(x, y) < 0, (x, y) \in R_u^N, \quad (16)$$

$$\|\nabla \phi\| = 1, \quad \phi(x, y) > 0, (x, y) \in R_v^N. \quad (17)$$

3) 创建函数 \hat{I} ,使它满足

$$\hat{I}(x, y) = I(x, y), \quad \phi(x, y) = 0, \quad (18)$$

$$\nabla \hat{I} \cdot \nabla \phi = 0, \quad \phi(x, y) \neq 0. \quad (19)$$

4) 用(13)式对水平集函数进行迭代,得到新的函数 ϕ' 。并根据 $\phi'(c') = 0$ 获得新的轮廓曲线 c' 。

值得注意的是,学者们提出了很多水平集的快速算法,例如窄带法和快速行进法等^[9~12],可以在很大程度上缩短曲线演化的时间,供有兴趣的读者可以参考。

4 实验结果及分析

系统环境: Intel P8700 (2.53 GHz × 2) 双核CPU, 2 GB 内存, Matlab 2009a。

将一幅分辨率为 128 pixel × 128 pixel 的铸件图像作为实验对象,曲线演化的过程如图4所示。

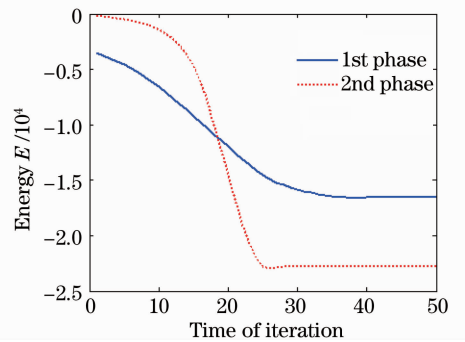


图5 能量函数曲线

Fig. 5 Curve of energy function

选择图像边界作为初始轮廓),数据如表1所示。

表 1 分割实验数据比较

Table 1 Comparison of experimental data of segmentation

Sample image	Resolution /pixel	Segmentation method	Iterations	Segmentation time /s
Casting	128×128	C-V model	142	13.12
		Paper[13] model	117	10.81
		Our model	70	7.64
Brain CT	200×250	C-V model	376	35.42
		Paper[13] model	309	29.18
		Our model	253	24.54
Leaves	200×320	C-V model	323	13.04
		Paper[13] model	266	10.74
		Our model	205	8.26
Bacteria	200×250	C-V model	593	23.14
		Paper[13] model	489	19.07
		Our model	376	14.67

由于 C-V 模型^[4]和文献[13]的模型引入了 Heaviside 函数,虽然可以对内部结构复杂的物体进行较为准确地分割,但计算量较大,耗时稍长。本文提出的可变区域算法与这些方法相比,在取得类似的区域划分结果的同时,分割时间明显缩短。结果如图 6 所示,其中(a)为原图像,(b),(c)和(d)分别为 C-V 模型、文献[13]模型和本文模型的分割结果。黑色表示背景区域,白色表示目标区域。

以从以下两个方面来概括:1)可以自动地完成工作而无需人工干预。实验结果表明,图像中的多孔洞体能够被准确而且快速地分割出来;2)由于改变了目标区域的大小,需要计算的像素点被限制在逐渐缩小的轮廓曲线内部,算法的快速性得到了显著的提高。

在本文提出的分割策略中,目标区域的变化依赖于曲线的收敛。在将来的研究中,作者希望考虑使定义域成为时变参量的可能性,也试图将这种策略应用在其他工程领域。

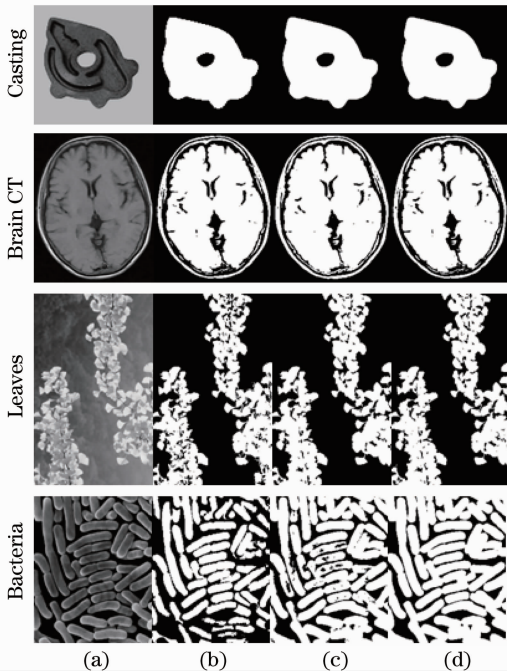


图 6 分割实验结果

Fig. 6 Result of segmentation experiment

5 结 论

可变区域算法对图像中多连通区域物体具有准确分割物体内部结构的能力,它在应用中的优点可

参 考 文 献

- 1 M. Kass, A. Witkin, D. Terzopoulos. Snakes: active contour models[J]. *Int. J. Comput. Vision*, 1988, **1**(4): 321~331
- 2 V. Caselles, R. Kimmel, G. Sapiro. Geodesic active contours [J]. *Int. J. Comput. Vision*, 1997, **22**(1): 61~79
- 3 D. Mumford, J. Shah. Optimal approximations by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. *Commun. Pur. Appl. Math.*, 1989, **42**(5): 577~685
- 4 T. Chan, L. Vese. Active contours without edges[J]. *IEEE Trans. Image Process.*, 2001, **10**(2): 266~277
- 5 R. Ronfard. Region-based strategies for active contour models [J]. *Int. J. Comput. Vision*, 1994, **13**(2): 229~251
- 6 Luminita A. Vese, Tony F. Chan. A multiphase level set framework for image segmentation using the mumford and shah model[J]. *Int. J. Comput. Vision*, 2002, **50**(3): 271~293
- 7 A. Yezzi, A. Willsky, A. Tsai. A statistical approach to snakes for bimodal and trimodal imagery [C]. *Int. Conf. Comput. Vision*, 1999, **2**(9): 898~903
- 8 J. Sethian. *Level Set Methods and Fast Marching Methods*[M]. London:Cambridge University Press, 1999. 77~100
- 9 R. Malladi, J. Sethian, B. Vemuri. Shape modeling with front propagation: a level set approach[J]. *IEEE T. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1995, **17**(2): 158~174
- 10 Y. Shi, W. Karl. A fast level set method without solving PDEs [C]. *IEEE Int. Conf. Acoust., Speech Signal Process.*, 2005, **2**(1): 97~100
- 11 J. Malcolm, Y. Rathi, A. Yezzi *et al.*. Fast approximate surface evolution in arbitrary dimension [C]. *SPIE*, 2008, **6914**(3): 69144C

- 12 A. Yezzi, S. Kichenassamy, A. Kumar *et al.*. A geometric snake model for segmentation of medical imagery[J]. *IEEE T. Med. Imaging*, 1997, **16**(2): 199~209
- 13 Zheng Gang, Wang Huinan, Li Yuanlu. A tree-like multiphase level set algorithm for image segmentation based on the Chan-Vese model [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2006, **34**(8): 1508~1512
郑 罡, 王惠南, 李远禄. 基于 Chan-Vese 模型的树形结构多相水平集图像分割算法[J]. *电子学报*, 2006, **34**(08): 1508~1512
- 14 Xu Danhua, Bao Xudong, Shu Huazhong. Active contour model for medical image segmentation based on region division and improved Chan-Vese method [J]. *J. Southeast University(Natural Science Edition)*, 2006, **5**: 863~868
徐旦华, 鲍旭东, 舒华忠. 基于区域划分和改进 C-V 法的医学图像分割方法 [J]. *东南大学学报(自然科学版)*, 2006, **5**: 863~868
- 15 Lu Zhentai, Lü Qingwen, Chen Wufan. Unsupervised segmentation of medical image based on maximizing mutual information[J]. *J. Image and Graphics*, 2008, **4**: 659~661
卢振泰, 吕庆文, 陈武凡. 基于最大互信息量的图像自动优化分割[J]. *中国图象图形学报*, 2008, **4**: 659~661
- 16 Kang Wenxiong, Deng Feiqi. Vein image enhancement and segmentation based on maximal intra-neighbor difference [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(7): 1830~1837
康文雄, 邓飞其. 基于最大邻域内差的静脉图像增强和图像分割 [J]. *光学学报*, 2009, **29**(7): 1830~1837
- 17 Wang Leiguang, Liu Guoying, Mei Tiancan *et al.*. A segmentation algorithm for high-resolution remote sensing texture based on spectral and texture information weighting [J]. *Acta Optica Sinica*, 2009, **29**(11): 3010~3017
王雷光, 刘国英, 梅天灿 等. 一种光谱与纹理特征加权的高分辨率遥感纹理分割算法 [J]. *光学学报*, 2009, **29**(11): 3010~3017
- 18 Wu Yiquan, Zhan Bichao, Wu Jiaming. An infrared image segmentation method based on within-class absolute difference and chaotic particle swarm optimization[J]. *Acta Optica Sinica*, 2010, **30**(1): 79~85
吴一全, 占必超, 吴加明. 基于类内绝对差和混沌粒子群的红外图像分割 [J]. *光学学报*, 2010, **30**(1): 79~85