

基于改进活动轮廓模型的图像分割

江晓亮, 李柏林, 刘甲甲, 王 强

(西南交通大学机械工程学院, 成都 610031)

摘 要: 针对图像分割中的灰度不均匀和轮廓初始化问题, 提出一种基于区域的活动轮廓模型。将图像的全局信息和局部信息作为能量项驱动活动轮廓向目标边缘演化, 以有效分割灰度不均匀图像, 为保证图像分割的速度和精度, 在能量方程中加入长度项和惩罚项, 并采用梯度下降法得到该模型的最小化能量方程。实验结果表明, 和局部二值拟合模型、局部图像拟合模型相比, 该模型能分割灰度不均匀的图像, 对初始轮廓曲线大小和位置更不敏感, 且分割图像所需的迭代次数、迭代时间更少。

关键词: 图像分割; 活动轮廓; 水平集; C-V 模型; 局部二值拟合模型; 局部图像拟合模型

中文引用格式: 江晓亮, 李柏林, 刘甲甲, 等. 基于改进活动轮廓模型的图像分割[J]. 计算机工程, 2015, 41(4): 236-240.

英文引用格式: Jiang Xiaoliang, Li Bailin, Liu Jiajia et al. Image Segmentation Based on Improved Active Contour Model[J]. Computer Engineering, 2015, 41(4): 236-240.

Image Segmentation Based on Improved Active Contour Model

JIANG Xiaoliang, LI Bailin, LIU Jiajia, WANG Qiang

(College of Mechanical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China)

[Abstract] In order to overcome the problem of weak boundary and intensity inhomogeneity, a region-based active contour model for image segmentation is proposed in this paper. Using the global and local image information as the energy term driving evolution of active contour to the objective boundaries can effectively segment images with intensity inhomogeneity. In order to segment the image fast and accurately, the length term and penalty are incorporated into the energy equation. By adopting gradient descent method, the minimization of the energy equation can be given. Segmentation tests demonstrate that the proposed method can segment images with intensity inhomogeneity, needs less iteration and few iteration times, and is less sensitive to the location and size of the initial contour when is compared with the Local Binary Fitting (LBF) model and the Local Image Fitting (LIF) model.

[Key words] image segmentation; active contour; level set; C-V model; Local Binary Fitting (LBF) model; Local Image Fitting (LIF) model

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2015.04.045

1 概述

图像分割是图像分析中的难题, 尤其是在检测图像中感兴趣的目标边界的问题中, 图像分割的质量至关重要。在过去的 20 年里, 变分和偏微分方程在图像分割和分析中已经得到广泛使用, 其中, 活动轮廓模型^[1-2]是最具有影响力的方法之一。现有的活动轮廓模型可以被归为 2 类: 基于边缘的模型^[3-5]和基于区域的模型^[6-8]。

基于边缘的方法利用图像梯度来引导水平集方程的演化。如文献[9]提出几何活动轮廓(Geodesic Active Contours, GAC)模型, 它构造了一个边缘停止函数使活动轮廓被吸引到目标边界。然而, 该方法对图像噪声和弱边界很敏感。为了克服这些局限性, 基于区域的方法利用全局或局部信息来引导水平集演化, 它对弱边界和不连续的边界具有更好的通用性。文献[10]提出基于区域的 C-V 模型, 利用轮廓曲线内外的灰度平均值, 能够有效地分割弱边

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(51305368); 四川省科技支撑计划基金资助项目(2012GZ0102); 四川省科技创新苗子工程基金资助项目(2012ZZ056, 2012ZZ057)。

作者简介: 江晓亮(1987-), 男, 博士研究生, 主研方向: 图形图像处理; 李柏林, 教授、博士生导师; 刘甲甲、王 强, 博士研究生。

收稿日期: 2014-04-03 **修回日期:** 2014-05-28 **E-mail:** jxl_swjtu@163.com

界和不连续边界,而且对初始轮廓不敏感。但是该模型不能分割灰度不均匀的图像,且水平集函数需要重新初始化,这就限制了它的应用。针对这些问题,文献[11]提出局部二值拟合(Local Binary Fitting, LBF)模型,利用图像的局部信息作为约束条件,能很好地分割出灰度不均匀的目标。但其缺点是分割速度缓慢,对噪声图像和初始轮廓曲线很敏感。文献[12]提出一种局部图像拟合(Local Image Fitting, LIF)模型,从而提高了分割效率,但是同样存在噪声和初始化轮廓敏感等问题。

以上述研究内容为基础,本文提出一种改进的基于区域的活动轮廓模型 LGIF。该模型同时利用图像的全局信息和局部信息,其中,全局信息提升模型对初始轮廓的鲁棒性,而局部信息具有较好的抗噪性,从而分割灰度不均匀图像和弱边缘图像。

2 研究背景

2.1 C-V 模型

假设 $\Omega \subset R^2$ 是图像域, $I: \Omega \subset R$ 是灰度图像,其能量泛函被定义为:

$$E(\varphi) = \lambda_1 \int_{inside(\varphi)} |I(x,y) - c_1| dx dy + \lambda_2 \int_{outside(\varphi)} |I(x,y) - c_2| dx dy + \mu Length(\varphi) \quad (1)$$

其中, $inside(\varphi)$ 和 $outside(\varphi)$ 分别代表曲线内外的领域; c_1 和 c_2 是它们里面的灰度平均值; $\mu, \lambda_1, \lambda_2$ 为常数项。如果图像的灰度不均匀, c_1 和 c_2 的值将会和真实值相差很大,从而导致 C-V 模型不能准确地分割图像。如图 1 所示,图 1(a)、图 1(b) 中的矩形框为人为给定的初始轮廓曲线,图 1(c)、图 1(d) 中的边缘线为 C-V 模型的分割结果。由图 1(c)、图 1(d) 可以看出, C-V 模型不能分割灰度不均匀的图像。

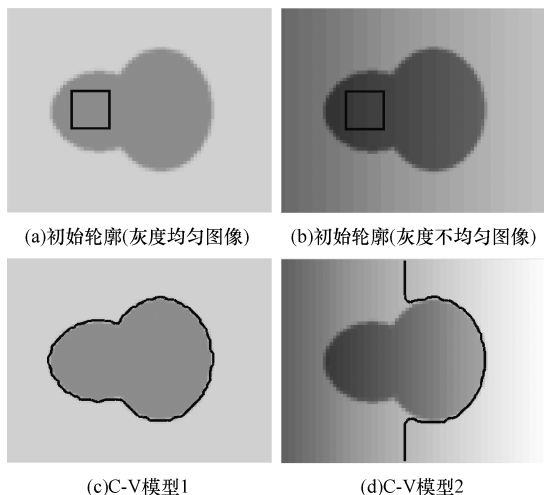


图1 C-V 模型分割合成图像

2.2 LBF 模型

为了克服灰度不均匀的问题,利用图像的局部灰度信息作为约束条件,提出了 LBF 模型,其能量泛函被定义为:

$$E^{LBF}(\varphi) = \lambda_1 \int_{inside(\varphi)} K_\sigma(y-x) |I(x) - f_1(y)|^2 dy dx + \lambda_2 \int_{outside(\varphi)} K_\sigma(y-x) |I(x) - f_2(y)|^2 dy dx + \nu L(\varphi) + \mu P(\varphi) \quad (2)$$

其中, K_σ 为高斯核; f_1 和 f_2 为轮廓内外的灰度加权平均值。

LBF 模型分割合成图像如图 2 所示。

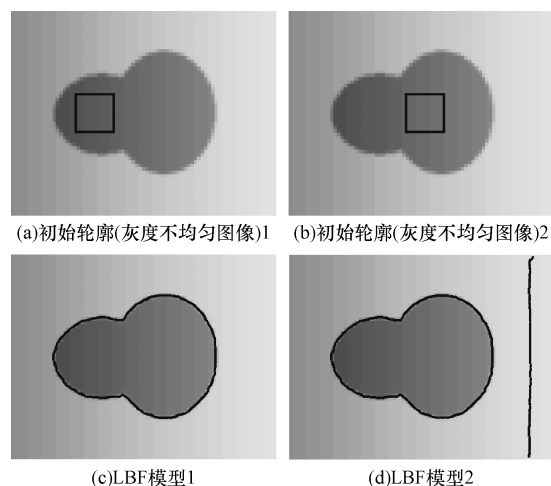


图2 LBF 模型分割合成图像

由于加入了图像的局部灰度信息到水平集的能量方程,该方法能很好地分割出灰度不均匀的目标。但是,当初始轮廓线位于右侧时,能量泛函陷入局部极小值,出现了多余的边缘线,这说明分割结果对初始轮廓曲线很敏感。

2.3 LIF 模型

由于 LBF 模型过多使用卷积运算,致使其分割效率低下问题,提出一种 LIF 模型,其能量泛函被定义为:

$$E^{LIF}(\varphi) = \frac{1}{2} \int_{\Omega} |I(x,y) - I^{LIF}(x,y)|^2 dx dy + \nu L(\varphi) + \mu P(\varphi) \quad (3)$$

其中, $I^{LIF}(x,y)$ 为局部拟合图像,通过使用高斯窗口来提取图像局部信息。

由于高斯窗口具有局部特性,轮廓线的演化主要受到局部区域内图像灰度值的影响,因此 LIF 模型能正确分割灰度不均图像, LIF 模型分割合成图像如图 3 所示。

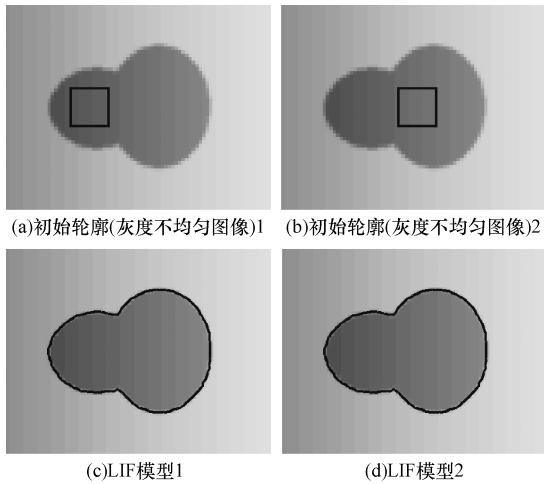


图3 LIF模型分割合成图像

3 模型的建立

基于以上模型所存在的问题,本文提出一种改进的基于区域的活动轮廓的 LGIF 模型,利用图像的全局和局部信息,对灰度不均匀图像进行分割。其局部能量项定义为:

$$E^{\text{local}}(\varphi) = \lambda_1 \int_{\text{inside}(\varphi)} K_\sigma(y-x) |I(x) - f_1(y)|^2 dy dx + \lambda_2 \int_{\text{outside}(\varphi)} K_\sigma(y-x) |I(x) - f_2(y)|^2 dy dx + \alpha \frac{1}{2} \int_{\Omega} |I(x,y) - I^{\text{LIF}}(x,y)|^2 dx dy \quad (4)$$

然后,将 C-V 模型中的全局项引入到水平集方程中,其定义为:

$$E^{\text{global}}(\varphi) = \eta_1 \int_{\text{inside}(\varphi)} |I(x,y) - c_1| dx dy + \eta_2 \int_{\text{outside}(\varphi)} |I(x,y) - c_2| dx dy \quad (5)$$

为了防止过分割,模型中引入了长度项和惩罚项,其定义为:

$$P(\varphi) = \nu \int_{\Omega} \frac{1}{2} (|\nabla \varphi|^2 - 1) dx dy + \mu \int_{\Omega} \delta(\varphi) |\nabla \varphi| dx dy \quad (6)$$

最后,总的能量泛函定义为:

$$E(\varphi) = E^{\text{local}}(\varphi) + E^{\text{global}}(\varphi) + P(\varphi) \quad (7)$$

其中, $f_1, f_2, \lambda_1, \lambda_2$ 可以用如下公式计算得到:

$$f_1 = \frac{K_\sigma \times (H_\varepsilon(\varphi)I)}{K_\sigma \times (H_\varepsilon(\varphi))} \quad (8)$$

$$f_2 = \frac{K_\sigma \times ((1 - H_\varepsilon(\varphi))I)}{K_\sigma \times (1 - H_\varepsilon(\varphi))} \quad (9)$$

$$I^{\text{LIF}}(x,y) = f_1 H_\varepsilon(\varphi) + f_2 (1 - H_\varepsilon(\varphi)) \quad (10)$$

$$c_1(\varphi) = \frac{\int_{\Omega} I(x,y) H(\varphi) dx dy}{\int_{\Omega} H(\varphi) dx dy} \quad (11)$$

$$c_2(\varphi) = \frac{\int_{\Omega} I(x,y) (1 - H(\varphi)) dx dy}{\int_{\Omega} (1 - H(\varphi)) dx dy} \quad (12)$$

对能量泛函式(7)用梯度下降法求得最终的演化曲线方程为:

$$\begin{aligned} \frac{\partial \varphi}{\partial t} = & -\delta_\varepsilon(\varphi) ((\lambda_1 e_1 - \lambda_2 e_2) + \\ & \alpha(I - I^{\text{LIF}})(f_1 - f_2)\delta_\varepsilon(\varphi) + \\ & \eta \left(I - \frac{c_1 + c_2}{2} \right) + \nu \delta_\varepsilon(\varphi) \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\varphi|} \right) + \\ & \mu \left(\nabla^2 \varphi - \operatorname{div} \left(\frac{\nabla \varphi}{|\varphi|} \right) \right) \end{aligned} \quad (13)$$

其中, e_1, e_2 分别为:

$$e_i(\varphi) = \int K_\sigma(y-x) |I(x) - f_i(y)|^2 dy \quad i = 1, 2 \quad (14)$$

其中, Heaviside 函数和 Dirac 函数定义如下:

$$H_\varepsilon(\varphi) = \frac{1}{2} \left(1 + \frac{2}{\pi} \arctan \left(\frac{\varphi}{\varepsilon} \right) \right) \quad (15)$$

$$\delta_\varepsilon(\varphi) = \frac{1}{\pi} \frac{\varepsilon}{\varepsilon^2 + \varphi^2} \quad (16)$$

4 实验结果与分析

为了验证本文模型,采用大量图像进行测试,并将实验结果和 LBF 模型、LIF 模型进行对比。测试环境:华硕笔记本(Pentium CPU 2.50 GHz, 4 GB RAM), Matlab2011a。参数设置如下: $\lambda_1 = \lambda_2 = 1$, 时间步长 $\tau = 0.025$, $\varepsilon = 1$, $\mu = 1$, 尺度参数 $\sigma = 3$ 。

4.1 算法效率

图4为本文模型对一幅灰度不均匀合成图像的分割结果。

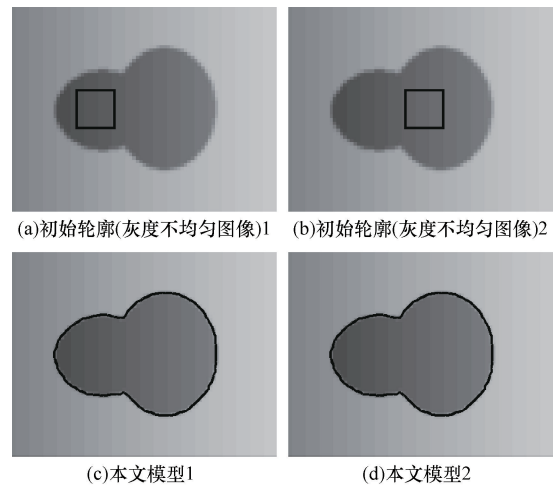


图4 本文模型分割合成图像

从图3、图4可以看出,2种模型都将目标轮廓很好地分割出来,表1是分割时间和所需的迭代次

数对比。

表 1 LIF 模型和本文模型的分割时间和迭代次数对比

图像	LIF 模型		本文模型	
	迭代次数	分割时间/s	迭代次数	分割时间/s
左初始轮廓	230	1.347 400	30	0.252 291
右初始轮廓	250	1.814 414	35	0.279 358

从表 1 可以看出,本文分割目标所需的迭代次数更少,分割时间更短。为了进一步测试该模型的分割速度,本文对以下 4 幅图像进行分割,如图 5 所示。

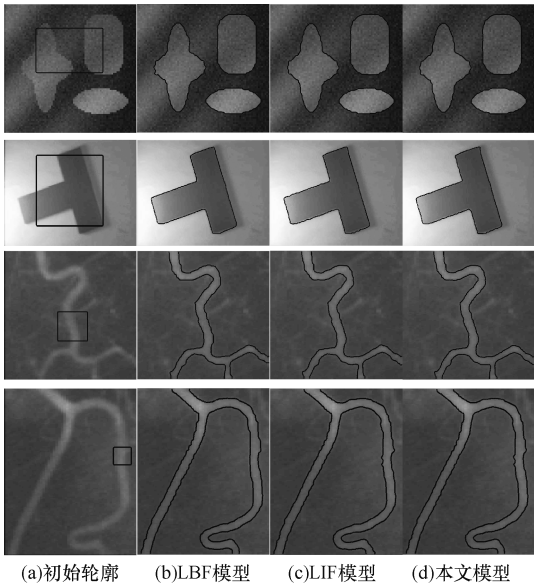


图 5 噪声图像、合成图像及血管图像的分割效果

第 1 幅为噪声图像,第 2 幅为合成图像,第 3 幅和第 4 幅为血管图像。使用这 3 种模型进行分割所需要的迭代次数和迭代时间如表 2 所示。显然,本文模型比其他模型更快,分割效率更高。

表 2 图 5 中 3 种模型的分割时间和迭代次数对比

图像	LBF 模型		LIF 模型		本文模型	
	迭代次数	分割时间/s	迭代次数	分割时间/s	迭代次数	分割时间/s
噪声图像	30	0.302 516	130	0.898 699	20	0.221 748
合成图像	250	3.323 495	150	1.445 511	70	0.906 273
血管图像 1	100	1.403 812	220	2.140 653	70	0.853 738
血管图像 2	220	2.977 698	300	2.927 867	35	0.467 887

4.2 对初始轮廓的敏感度

为了验证本文模型对初始轮廓的敏感性,本文用不同的初始轮廓对不同图像进行分割。3 种图像的分割效果如图 6~图 8 所示。结合图 5 可以看出,LBF 模型和 LIF 模型很容易陷入局部极小值,不能分割出目标轮廓,而本文模型都能准确地将目标轮廓分割出来。这说明 LBF 模型和 LIF 模型只有初始轮廓位于某些位置才能得到正确的分割结果,而本

文模型具有更高的鲁棒性,几乎不受初始轮廓的位置和大小影响。因此,该方法克服了对初始轮廓敏感的问题,分割效果佳。

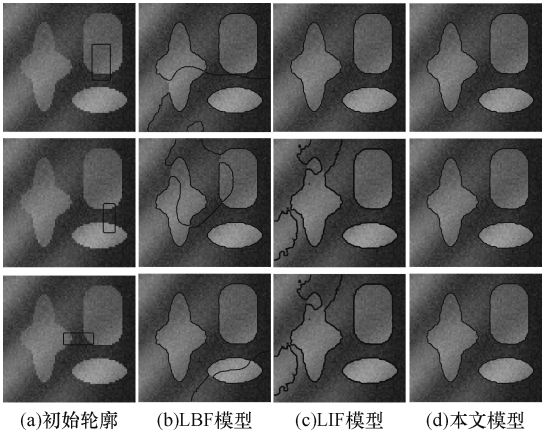


图 6 噪声图像的分割效果

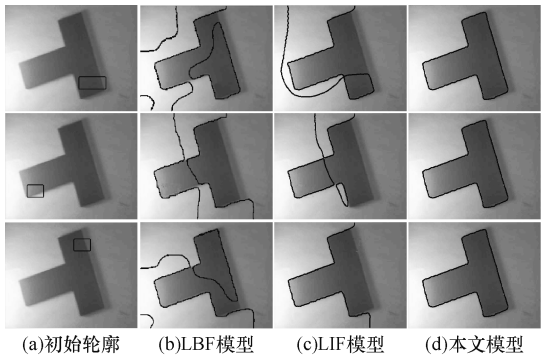


图 7 合成图像的分割效果

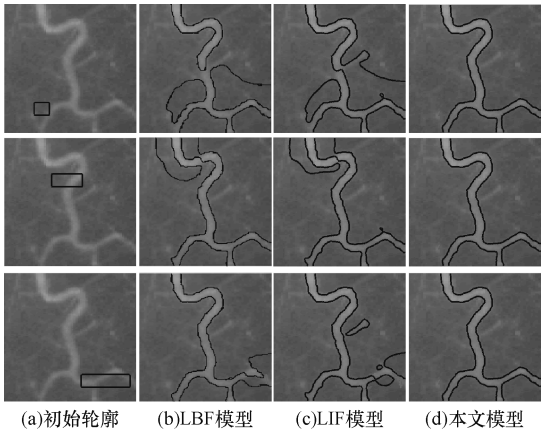


图 8 血管图像的分割效果

4.3 其他类型图像的分割

如图 9 所示,分别为一幅红外图像、一幅二值图像、一幅人体左心室 MR 图像的分割效果。图 9(a)中图像包含有弱边,且灰度变化明显。图 9(b)中图像中间的 2 根手指连在一起,灰度差异小。图 9(c)中图像带有很强的噪声。分割结果表明,本文模型具有亚像素分割的精度,且有一定的抗噪性。

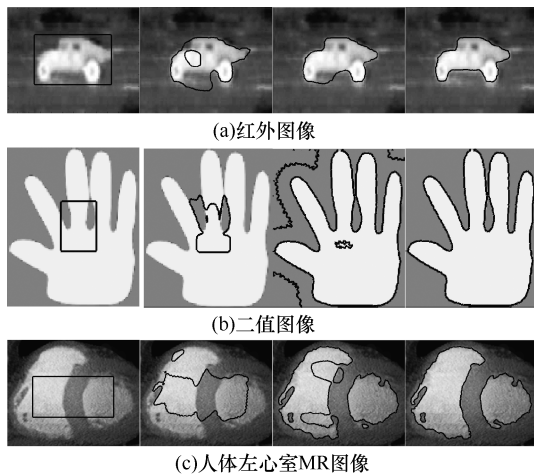


图9 本文模型对其他类型图像的分割效果

5 结束语

针对图像分割中的灰度不均匀和轮廓初始化问题,本文提出一种基于区域的活动轮廓模型。通过融合全局信息和局部信息,既能有效地处理灰度不均匀图像,又能进行灵活的轮廓初始化。实验结果表明,该模型对噪声和弱边缘图像能取得较好的分割效果。今后将考虑将本文模型应用于各种医学图像的分割,并进一步提高模型的性能。

参考文献

- [1] Osher S, Sethian J A. Fronts Propagating with Curvature Dependent Speed: Algorithms Based on Hamilton-Jacobi Formulations [J]. Journal of Computational Physics, 1988, 79(1): 12-49.
- [2] Li Chunming, Xu Chenyang, Gui Changfeng, et al. Level Set Evolution Without Re-initialization: A New Variational Formulation [C]//Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA: IEEE Computer Society Press, 2005: 430-436.
- [3] Lie J, Lysaker M, Tai Xuecheng. A Binary Level Set Model and Some Applications to Mumford-Shah Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(5): 1171-1181.
- [4] Mumford D, Shah J. Optimal Approximation by Piecewise Smooth Functions and Associated Variational Problems [J]. Communications on Pure and Applied Mathematics, 1989, 42(5): 577-685.
- [5] Tsai A, Yezzi A, Willsky A S. Curve Evolution Implementation of the Mumford-Shah Functional for Image Segmentation, Denoising, Interpolation, and Magnification [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(8): 1169-1186.
- [6] 张少华, 何传江, 陈强. 结合全局和局部信息的活动轮廓模型 [J]. 计算机工程, 2011, 37(17): 203-205.
- [7] Ronfard R. Region-based Strategies for Active Contour Models [J]. International Journal of Computer Vision, 1994, 13(2): 223-247.
- [8] Zhu Guopu, Zhang Shunqun, Zeng Qingshuang, et al. Boundary-based Image Segmentation Using Binary Level Set Method [J]. Optical Engineering Letters, 2007, 46(5): 1-3.
- [9] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic Active Contours [J]. International Journal of Computer Vision, 1997, 22(1): 61-79.
- [10] Chan T, Vese L. Active Contours Without Edges [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(2): 266-277.
- [11] Li Chunming, Kao Chiuyuen, Gore J C, et al. Minimization of Region-scalable Fitting Energy for Image Segmentation [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2008, 17(10): 1940-1949.
- [12] Zhang Kaihua, Song Huihui, Zhang Lei. Active Contours Driven by Local Image Fitting Energy [J]. Pattern Recognition, 2010, 43(4): 1199-1206.
- [5] Dalal N, Triggs B. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection [C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA: IEEE Press, 2005: 886-893.
- [6] 刘宏, 普杰信. 一种改进的自然场景特征提取方法 [J]. 计算机工程, 2011, 37(21): 182-184.
- [7] Bosch A, Zisserman A, Munoz X. Representing Shape with a Spatial Pyramid Kernel [C]//Proceedings of the 6th ACM International Conference on Image and Video. New York, USA: ACM Press, 2007: 401-408.
- [8] 赵碧茹. 场景特征可分性与协同求解方法 [D]. 合肥: 合肥工业大学, 2012.
- [9] 黄荣娟, 姜佳欣, 唐银凤, 等. 基于多特征组合的图像纹理分类 [J]. 计算机应用与软件, 2011, 28(8): 12-16.
- [10] Burges C J C. A Tutorial on Support Vector Machines for Pattern Recognition [J]. Data Mining and Knowledge Discovery, 1998, 2(2): 121-167.
- [11] Vapnik V. The Nature of Statistical Learning Theory [M]. 2nd ed. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2000.
- [12] Chang Chih-Chung, Lin Chih-Jen. LIBSVM: A Library for Support Vector Machines [J]. ACM Transactions on Intelligent Systems and Technology, 2011, 2(3): 1-27.

编辑 刘冰

(上接第 235 页)

编辑 刘冰