

基于结构张量特征值的纹理图像分割模型

张善卿,张坤龙

(杭州电子科技大学图形图像研究所,浙江杭州 310018)

摘要: 通过对结构张量的研究和对纹理图像的分析,提出了一种基于结构张量特征值的标量型纹理特征描述,将其和原图像分别嵌入到两相模糊区域竞争模型和 CV 模型中,给出了一种纹理和灰度相结合的无监督纹理图像分割模型.为获得新模型的全局最优解,采用了 Chambolle 对偶法加以实现.针对自然和合成纹理图像进行了相关实验,结果表明该模型特征数据维数少,具有较快的收敛速度和更准确的分割效果.

关键词: 结构张量; 纹理图像分割; 对偶法; 模糊区域竞争

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2013)07-1324-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2013.07.013

Texture Image Segmentation Model Based on Eigenvalues of Structure Tensor

ZHANG Shan-qing, ZHANG Kun-long

(Institute of Graphics and Image, Hangzhou Dianzi University, Hangzhou, Zhejiang 310018, China)

Abstract: Through the research on the structure tensor and the analysis of the texture image, a scalar texture feature descriptor based on eigenvalues of structure tensor is designed. Embedding the descriptor and the original image into the two-phase fuzzy region competition model and the CV model respectively, an unsupervised texture image segmentation model which combines texture with intensity information is given. The Chambolle dual method is adopted in order to minimize the optimum global solution of the new model. According to the related experiments for natural and synthetic images, the new method has some advantages including faster convergence speed due to less feature channels and more precise segmentation results.

Key words: structure tensor; texture image segmentation; dual method; fuzzy region competition

1 引言

纹理图像分割^[1~3]是图像处理领域的一项具有挑战性的研究课题.图像纹理具有周期性、高震荡性,且很难给出统一的数学描述.此外,由于纹理的存在,使图像灰度信息的不均匀性以及弱边界问题更突出,进一步增加了图像分割的难度.为有效进行纹理图像分割,必须对图像纹理进行描述.目前,描述图像纹理的方法很多:局部直方图法、局部熵法、Gabor 滤波法^[2,3]、结构张量法^[4~8](Structure Tensor)等,其中结构张量作为图像分析的有力工具,已成功应用到图像分割中.

文献[4]分析了经典的结构张量(线性结构张量)的基本属性,并从中提取图像的边界、拐角、纹理等重要信息.针对线性结构张量由于高斯平滑而产生边界错位、导致在边界区域附近的分割不精确等问题,人们提出了非线性结构张量^[6~8],即用非线性滤波代替高斯滤波,从而可获取更丰富的局部结构信息.特别是文献[6,8]利用非线性结构张量的三个分量 and 原图像一起构造了

一个四维的向量值纹理特征,将其嵌入到区域竞争模型中取得了好的分割效果.而文献[9]给出了一种标量型纹理描述,但由于其未考虑原图像信息,对一些纹理图像的分割受到一定限制.由于文献[6,8]中的向量型特征要考虑四维数据间的相关性,必然引起计算量的大量增加.受他们的启发,本文尝试提出一种基于结构张量特征值的标量型纹理描述,并将其和原图像分别嵌入到两相区域竞争模型^[10]和 CV 模型^[11]中,以此给出一种纹理和灰度信息相结合的纹理图像分割模型.这样,一方面维数的下降,必引起计算速度的提高,另一方面由于考虑到原图像信息,也必然可以提高分割效果.

为获取新模型的全局最优解,采用了模糊技术^[10]和 Chambolle 的对偶方法^[12].通过对算法的实现和图像分割的实验,表明了该纹理描述子具有一定的合理性,对纹理图像的分割取得了较快和较准确的效果.

2 特征提取

首先,给出一种基于结构张量特征值的标量型纹理

特征描述.

2.1 结构张量

给定灰度图像 $I(x, y): \Omega \rightarrow \mathbb{R}$, 其线性结构张量定义为^[4]

$$J_\rho = K_\rho * (\nabla I^T \nabla I) = \begin{pmatrix} K_\rho * I_x^2 & K_\rho * I_x I_y \\ K_\rho * I_x I_y & K_\rho * I_y^2 \end{pmatrix} \quad (1)$$

其中 K_ρ 是标准差为 ρ 的高斯核函数, $*$ 为卷积运算, 而

$I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$, $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$. 式(1)可方便推广到彩色图像.

由于线性结构张量利用高斯平滑易导致边界模糊, 致使不连续区域附近分割效果不精确. 为此, 引入非线性扩散代替高斯平滑, 从而形成非线性结构张量. 例如, 可用非线性扩散 PM 方程^[13]的向量化版本来代替:

$$\frac{\partial F_i}{\partial t} = \operatorname{div}(g(\sum_{k=1}^3 |\nabla F_k|^2) \nabla F_i), \forall i = 1, 2, 3 \quad (2)$$

其中 $g = 1/(1 + |\nabla I(x)|^2)$ 为边缘检测函数, 而 $F_1 = I_x^2$, $F_2 = I_y^2$, $F_3 = I_x I_y$, 并以此作为初始值求解式(2)得 F'_1 , F'_2 , F'_3 , 于是得非线性结构张量为:

$$J'_\rho = \begin{pmatrix} F'_1 & F'_3 \\ F'_3 & F'_2 \end{pmatrix} \quad (3)$$

2.2 纹理描述

若非线性结构张量 J'_ρ 的特征值记为 λ'_1, λ'_2 , 则可定义一种新的标量型纹理特征描述子 T :

$$T(x) = \frac{1}{1 + B(\lambda'_1 - \lambda'_2)^n} \quad (4)$$

其中 B 是选定的常数, $n = 1, 2$, 本文取 1. 为直观起见, 图 1 给出了一些图像的纹理特征 T 和边缘检测函数 g 之间的比较.

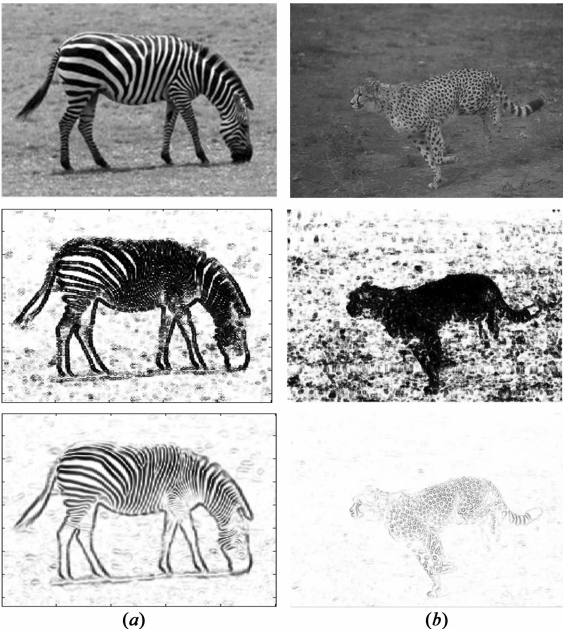


图1 纹理特征 T 与边缘检测函数 g 的对比
(第一行为原图像, 中间一行为 T 而最后一行为 g)

3 模型及数值实现

给定图像 $I(x, y): \Omega \rightarrow \mathbb{R}$, 设 C 为 Ω 上一条封闭曲线, 其将 Ω 分为 Ω_1 (C 的内部) 和 Ω_2 (C 的外部), 而 $\varphi(x)$ 是 C 的水平集形式, 即 $C = \{x | \varphi(x) \equiv 0\}$.

3.1 模型建立

将纹理 T 嵌入到区域竞争模型^[10]中构造能量:

$$E^T = - \int_{x \in \Omega_1} \log p_1(T(x)) dx - \int_{x \in \Omega_2} \log p_2(T(x)) dx \quad (5)$$

其中 p_i 为纹理 T 在区域 Ω_i 上的概率密度函数, 而将原图像 I 嵌入到 CV 模型中:

$$E^I = \int_{x \in \Omega_1} |I(x) - c_1|^2 dx + \int_{x \in \Omega_2} |I(x) - c_2|^2 dx \quad (6)$$

其中 c_i 为原图像 I 在区域 Ω_i 上的均值. 于是, 提出如下一种结合纹理 T 和灰度 I 的能量:

$$E_1 = \lambda \int_{\Omega} ds + (1 - \omega) E^T + \omega E^I \quad (7)$$

其中 λ 为常数, ω 为平衡参数, 用来调节 T 和 I 之间的相互影响, 本文 $\omega = 0.01$.

3.2 数值实现

能量式(7)的变分水平集形式为:

$$E_2(\varphi(x)) = \lambda \int_{x \in \Omega} |\nabla H(\varphi(x))| dx + (1 - \omega) \left[- \int_{x \in \Omega} H(\varphi(x)) \log p_1(T(x)) dx - \int_{x \in \Omega} (1 - H(\varphi(x))) \log p_2(T(x)) dx \right] + \omega \left[\int_{x \in \Omega} H(\varphi(x)) |I(x) - c_1|^2 dx + \int_{x \in \Omega} (1 - H(\varphi(x))) |I(x) - c_2|^2 dx \right] \quad (8)$$

其中 $H(\varphi(x))$ 是 Heaviside 函数. 为获取式(8)的全局最优解, 将采用模糊技术^[10], 即引入一个模糊隶属度函数 $u(x) \in [0, 1]$ 替换 $H(\varphi(x))$, 则得:

$$E_3(u) = \lambda \int_{x \in \Omega} |\nabla u(x)| dx + (1 - \omega) \left[- \int_{x \in \Omega} u(x) \log p_1(T(x)) dx - \int_{x \in \Omega} (1 - u(x)) \log p_2(T(x)) dx \right] + \omega \left[\int_{x \in \Omega} u(x) |I(x) - c_1|^2 dx + \int_{x \in \Omega} (1 - u(x)) |I(x) - c_2|^2 dx \right] \quad (9)$$

参考文献[14]可得如下结论: 若 $u(x)$ 是式(9)的任意最优解, 则任意 $\xi \in [0, 1]$, 有 $\{x | u(x) \geq \xi\}$ 是式(7)

或式(8)的全局最优解. 为求解式(9)可采用交替迭代技术. 为此, 引入 $v(x)$ 来逼近 $u(x)$, 则式(9)变为:

$$E_4(u, v) = \lambda \int_{x \in \Omega} |\nabla u(x)| dx + \frac{1}{2\theta} \int_{\Omega} (u(x) - v(x))^2 dx + (1 - \omega) \left[- \int_{x \in \Omega} v(x) \log p_1(T(x)) dx - \int_{x \in \Omega} (1 - v(x)) \log p_2(T(x)) dx \right] + \omega \left[\int_{x \in \Omega} v(x) |I(x) - c_1|^2 dx + \int_{x \in \Omega} (1 - v(x)) |I(x) - c_2|^2 dx \right] \quad (10)$$

其中 $u, v \in [0, 1]$, 参数 θ 应选取的足够小, 从而保证最优解 u 和 v 近乎相等. 于是可采用对偶法进行求解式(10), 具体 u 的迭代计算公式如下:

$$u(x) = v(x) - \lambda \theta \operatorname{div} \mathbf{P}(x) \quad (11)$$

其中向量 $\mathbf{P} = (P^1, P^2)$, 满足如下方程:

$$\nabla(\theta \operatorname{div} \mathbf{P}(x) - v(x)) - |\nabla(\theta \operatorname{div} \mathbf{P}(x) - v(x))| \mathbf{P}(x) = 0 \quad (12)$$

而式(12)的解可由其不动点格式迭代获取

$$\begin{cases} \mathbf{P}^0 = 0 \\ \mathbf{P}^{n+1} = \frac{\mathbf{P}^n + \delta t \nabla(\operatorname{div} \mathbf{P}^n - v/\theta)}{1 + \delta t |\nabla(\operatorname{div} \mathbf{P}^n - v/\theta)|} \end{cases} \quad (13)$$

其中 δt 为时间步长, div 为散度算子. 而 v 的迭代式为:

$$v(x) = \max\{\min\{u(x) - \theta r(x), 1\}, 0\} \quad (14)$$

其中

$$r(x) = (1 - \omega) \left[- \int_{x \in \Omega} \log p_1(T(x)) dx + \int_{x \in \Omega} \log p_2(T(x)) dx \right] + \omega \left[\int_{x \in \Omega} |I(x) - c_1|^2 dx - \int_{x \in \Omega} |I(x) - c_2|^2 dx \right] \quad (15)$$

此外, 参数 c_1, c_2, p_1, p_2 的更新式为:

$$c_1 = \frac{\int_{\Omega} u(x) I(x) dx}{\int_{\Omega} u(x) dx}, \quad c_2 = \frac{\int_{\Omega} (1 - u(x)) I(x) dx}{\int_{\Omega} (1 - u(x)) dx} \quad (16)$$

$$p_1(T(x)) = \frac{\int_{\Omega} u(\hat{x}) G_{\sigma}(T(\hat{x}) - T(x)) d\hat{x}}{\int_{\Omega} u(\hat{x}) d\hat{x}}, \quad (17)$$

$$p_2(T(x)) = \frac{\int_{\Omega} (1 - u(\hat{x})) G_{\sigma}(T(\hat{x}) - T(x)) d\hat{x}}{\int_{\Omega} (1 - u(\hat{x})) d\hat{x}}$$

其中 G_{σ} 为二维高斯函数.

总之, 具体的算法概括如下:

(1) 给定初始图像 $u^0 = T$;

(2) 迭代直到收敛:

(a) 按式(16)和式(17)更新 c_1, c_2, p_1, p_2 , 然后按式

(15)更新 r ;

(b) 按式(14)更新 v ;

(c) 按式(13)更新 \mathbf{P} , 并按式(11)更新 u ;

(d) 若 $\|u - v\|_{\infty} < \epsilon$ 则转到(e), 否则转到(a);

(e) 取阈值: $\{x | u(x) \geq \xi\}$ (本文取 $\xi = 0.5$), 从而获得模型(7)的全局最小解.

4 仿真实验

本文的实验环境为 Win 7 下的 Matlab 7.6.0, 各参数具体取值为: $\omega = 0.01, \delta t = 0.01, \theta = 1/120, \lambda = 10^{-4}, B = 5 \times 10^5$.

图 2 给出了我们的模型和文献[9]模型的实验结果比较. 从图 2 可以看出, 无论从特征提取上还是分割效果上, 新模型的分割效果要比文献[9]的效果更加完整、准确.

为了更进一步地说明新模型的优越性, 我们对实验过程中的迭代次数、运行时间、误差率等进行了统计, 具体结果见表 1, 其中误差率采用文献[15]中的 Dice Similarity 系数(DSC):

$$DSC = \frac{|S_1 \cap S_2|}{|S_1 \cup S_2|} \quad (18)$$

其中 S_1, S_2 分别代表已分割部分和标准分割模板(ground truth), $|\cdot|$ 表示闭集合的像素点个数. DSC 越大, 分割效果越好. 另外, 文献[8]的分割结果与新模型具有相似的结果, 但由于其采用四维特征数据, 导致了运行时间和迭代次数的必然增多.

从表 1 的统计数据来看, 新模型的迭代次数, 运行时间以及误差率都有了一定的提升. 不仅如此, 新模型也适应于合成纹理图像的分割, 具体实验结果见图 3, 其中合成纹理图像来自 Brodatz 纹理库.

表 1 迭代次数、运行时间和 DSC 系数的比较

images	算法	迭代次数	运行时间(s)	DSC
Cheetah-cubs	文献[9]	200	17.444446	0.8860
	文献[8]	560	689.686895	0.9379
	新模型	140	12.997971	0.9574
Cheetah	文献[9]	200	69.99716	0.9680
	文献[8]	450	545.103139	0.9267
	新模型	200	68.977041	0.9753
Zebra1	文献[9]	140	13.308847	0.9142
	文献[8]	170	63.061134	0.9304
	新模型	170	16.875500	0.9450
Zebra2	文献[9]	170	35.952220	0.9329
	文献[8]	160	122.588081	0.9446
	新模型	150	32.476457	0.9469

从图 3 一样可看出我们的模型对合成纹理图像也具有较好的分割效果. 另外, 针对 Berkeley 图像库的彩色图像, 新模型依然可得到一些很好的效果, 具体见图 4.

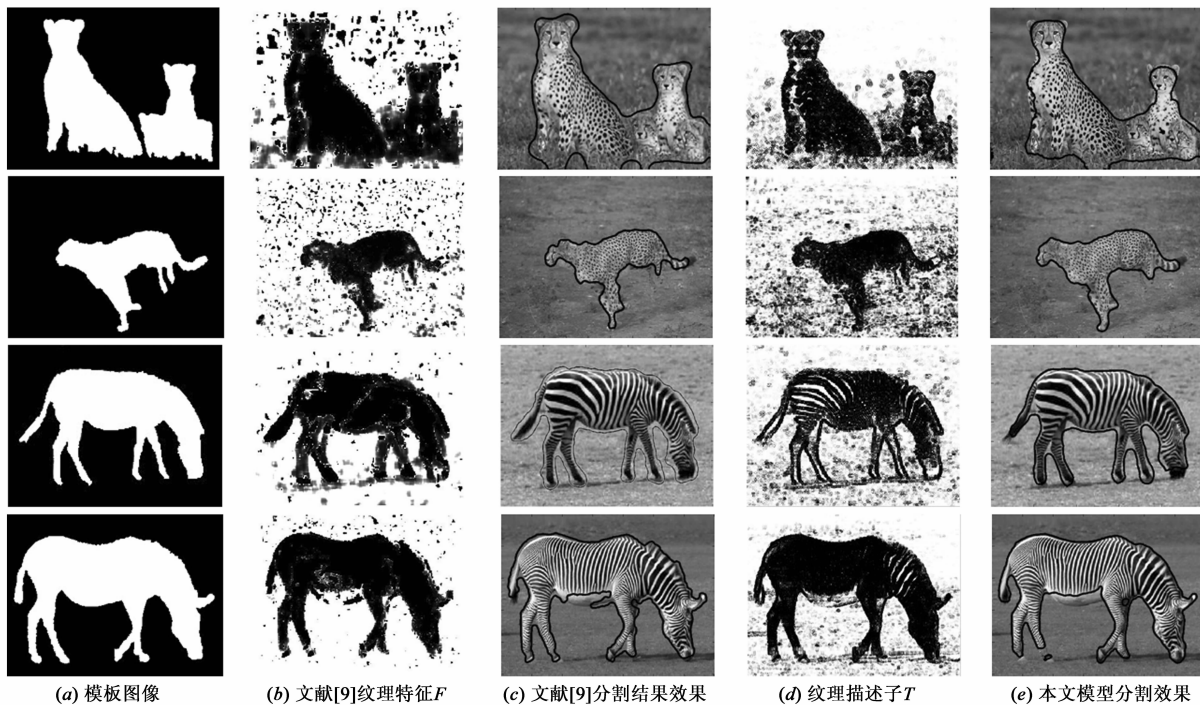


图2 与文献[9]模型的分割结果比较

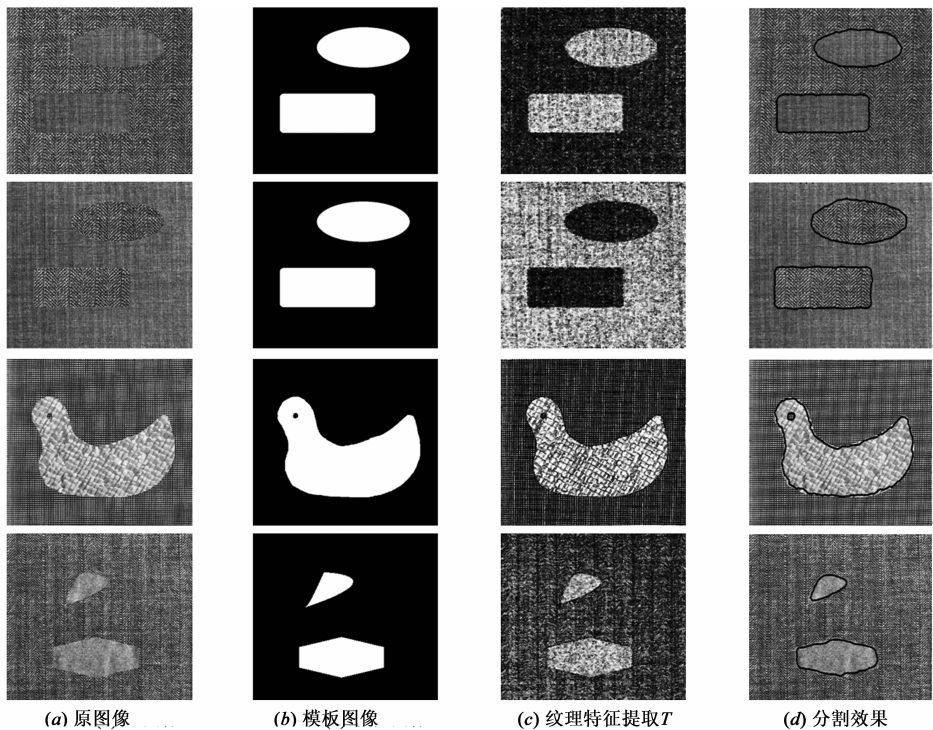


图3 合成纹理图像分割



图4 彩色纹理图像分割

5 总结

本文从图像的结构张量出发,设计了一种新的标量型纹理特征描述子,将其和原图像分别嵌入到区域竞争模型和 CV 模型中,给出了一种纹理和灰度相结合的纹理图像分割模型.相比文献[8]的四维特征数据模型计算量要明显减少,而比文献[9]中的分割模型更加准确,因其充分利用了原图像的有关信息.为了获取新模型全局最优解,利用了模糊技术和 Chambolle 快速对偶方法,并给出了详细的计算步骤.从对自然纹理图像和合成纹理图像的分割结果来看,由于该纹理特征的标量特性,分割的速度和精度有了较大的提高.但本文模型对参数的依赖性和软件的自动化程度上,仍待进一步研究.

参考文献

- [1] A k Jain, et al. Unsupervised texture segmentation using Gabor filters[J]. Pattern Recognition, 1991, 24: 1167 – 1186.
- [2] S Chen, N A Sochen, Y Y Zeevi. Integrated active contours for texture segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2006, 15(6): 1633 – 1646.
- [3] 张立和, 等. 结合 Gabor 纹理特征的局域化多通道水平集分割方法[J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1569 – 1574.
ZHANG Li-he, et al. Localized multi-channel level set segmentation combined with gabor texture feature[J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7): 1569 – 1574. (in Chinese)
- [4] J Bigun, G H Granlund, J Wiklund. Multidimensional orientation estimation with applications to texture analysis and optical flow[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1991, 13(8): 775 – 790.
- [5] T Brox, J Weickert. Nonlinear matrix diffusion for optic flow estimation [A]. Lecture Notes in Computer Science [C]. Berlin: Springer-Verlag, 2002. 446 – 453.
- [6] M Rousson, T Brox, R Deriche. Active unsupervised texture segmentation on a diffusion based feature space[A]. Proceedings of 2003 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. Washington, USA: IEEE Computer Society, 2003. 699 – 704.
- [7] 邵文泽, 韦志辉. 基于结构张量图像建模方法的滤波性能研究[J]. 电子学报, 2011, 39(7): 1556 – 1562.
SHAO Wen-ze, WEI Zhi-hui. Research on filtering behavior of structure tensor based image modeling approaches [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(7): 1556 – 1562. (in Chinese)
- [8] T Brox, M Rousson, et al. Color, texture and motion in level set

based segmentation and tracking[J]. Image and Vision Computing, 2010, 28(3): 376 – 390.

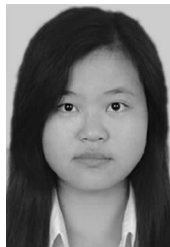
- [9] N Houhou, J P Thiran. Fast texture segmentation model based on the shape operator and active contour [A]. Proceedings of IEEE Conference on Image Vision and Pattern Recognition [C]. Washington, USA: IEEE Computer Society, 2008. 1 – 8.
- [10] B Mory, R Ardon. Fuzzy region competition: A convex two-phase segmentation framework [A]. Proceeding of Scale Space and Variational Methods in Computer Vision [C]. Berlin: Springer-Verlag, 2007. 214 – 226.
- [11] 刘燕杰, 等. 基于 KL 距离加权和局部邻域信息的 CV 模型[J]. 电子学报, 2011, 39(6): 1447 – 1451.
LIU Yan-jie, et al. KL distance weighted CV model based on local neighborhood information [J]. Acta Electronica Sinica, 2011, 39(6): 1447 – 1451. (in Chinese)
- [12] A Chambolle. An algorithm for total variation minimization and applications[J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2004, 20(1): 89 – 97.
- [13] P Perona, J Malik. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1990, 12: 629 – 639.
- [14] X Bresson, E Selim, et al. Fast global minimization of the active contour/snake model [J]. Journal of Mathematical Imaging and Vision, 2007, 28(2): 151 – 167.
- [15] H Chuanjiang, W Yan, C Qiang. Active contours driven by weighted region-scalable fitting energy based on local entropy [J]. Signal Processing, 2012, 92(2): 587 – 600.

作者简介



张善卿 男, 1971 年 1 月出生, 河南济源人. 现为杭州电子科技大学副教授、硕士生导师, 主要从事数字图像处理与模式识别方面的研究工作.

E-mail: zhangsq71@126.com



张坤龙 女, 1987 年 1 月出生, 山西运城人. 现为杭州电子科技大学硕士研究生, 主要从事数字图像处理等方面的研究工作.

E-mail: zk17753261@126.com