

基于空频域联合阈值分割的轮廓检测方法

曲智国 高颖慧 王平 王鹏 沈振康

(国防科学技术大学电子科学与工程学院 ATR 实验室 长沙 410073)

摘要 传统的边缘检测算子仅在空域上对梯度图像进行阈值分割来计算二值边缘图像,当应用在自然场景图像中时,检测结果中往往含有大量的干扰边缘。为了消除干扰边缘,提高传统边缘算子的轮廓检测性能,提出了基于空频域联合阈值分割的轮廓检测方法:首先对梯度图像进行频域阈值分割消除干扰边缘,然后进行空域阈值分割得到最终的二值边缘图。结合 Canny 算子,利用自然场景图像对该方法进行了性能评估,结果表明,该方法大大减少了干扰边缘,有效提高了 Canny 算子在复杂自然场景图像中的轮廓检测性能。

关键词 边缘检测,轮廓检测,频域阈值分割,空域阈值分割

中图分类号 TP391.41 文献标识码 A

Contour Detection by Thresholding the Gradient Image in Spatial-frequency Domain

QU Zhi-guo GAO Ying-hui WANG Ping WANG Peng SHEN Zhen-kang

(ATR Lab., School of Electronic Science and Engineering, National University of Defense Technology, Changsha 410073, China)

Abstract Standard edge detectors compute the binary edge maps by thresholding the gradient image only in the spatial domain. When they are applied to the natural images, their results contain a lot of spurious edges because the gradient magnitudes of spurious edges are often stronger than that of object contours. To improve their performance in detection of object contours in natural scenes, we proposed a novel contour detection method by thresholding the gradient image in spatial-frequency domain in this paper. Taking Canny edge detector as an example, we used natural images with associated subjectively defined desired output contour maps to evaluate the performance of the proposed method. Experimental results show that the proposed method can effectively improve the contour detection performance of the Canny edge detector.

Keywords Edge detection, Contour extraction, Thresholding in spatial-domain, Thresholding in frequency-domain

1 引言

边缘检测与轮廓提取是图像处理与机器视觉中的一个重要问题,对于目标识别、图像分割和图像配准等应用领域来说,都具有重要的意义。传统的基于梯度的边缘检测算法^[1-3],如 Sobel, Prewitt 和 Canny 算子等,旨在提取图像中所有的由灰度变化引起的边缘,并不区分目标轮廓边缘与干扰边缘,很难有效提取目标轮廓信息。尤其是当其应用在自然场景图像中时,由于图像中含有大量的干扰信息,如草地、树叶和水纹等造成的灰度强度变化,使得主要物体的轮廓和不同区域的边界往往淹没在这些干扰边缘之中,增加了提取目标轮廓和区域边界的难度,进而影响基于目标轮廓信息的处理系统的性能。为方便叙述,本文称主要的、有意义的边缘为轮廓边缘,如目标的轮廓、区域边界等;称次要的、无意义的边缘为干扰边缘,如自然场景中由草地、树叶等造成的边缘。

近年来,为了消除干扰边缘、提高基于梯度的边缘算子轮廓检测性能,研究人员提出了许多改进方法,其中一类方法通过选择对梯度图像进行分割的最优阈值^[4-9]来区分轮廓边缘和干扰边缘,如文献[4-8]提出的利用梯度直方图的几何特

征、统计特性来确定最优分割阈值的方法,以及文献[9]提出的对梯度直方图进行变换来确定最优分割阈值的方法等。这类方法在一定程度上消除了部分干扰边缘,提高了传统边缘算子的轮廓检测性能,但其前提假设是所有的轮廓边缘的梯度幅度都高于干扰边缘的梯度幅度,而在大多数自然场景图像中这一假设并不一定成立。如图 1 所示,图中方框 1 为轮廓边缘位置,方框 2 为干扰边缘位置,图 1(c)中给出了两类边缘的梯度幅值。从图中可以看出,干扰边缘的梯度幅值高于轮廓边缘的幅值,在这种情况下,无论怎样选择阈值都不能有效区分轮廓边缘和干扰边缘:阈值过低(Th1),会保留大量的干扰边缘;阈值过高(Th3),则会丢失部分轮廓边缘。

这表明,仅仅从空域上对梯度图像进行阈值分割难以较好地区分轮廓边缘和干扰边缘,尤其是在自然场景图像中,草地、树叶、水纹等造成的灰度强度变化引起的干扰边缘梯度幅值常常高于轮廓边缘梯度幅值。为了较好地区分轮廓边缘和干扰边缘,提高传统的基于梯度的边缘算子在自然场景图像中的轮廓检测能力,本文提出了基于空频域联合阈值分割的轮廓检测方法:首先从梯度图像的频域上区分轮廓边缘和干扰边缘,抑制干扰边缘;然后从空域上对梯度图像进行阈值分

割,得到最终的二值边缘图像。

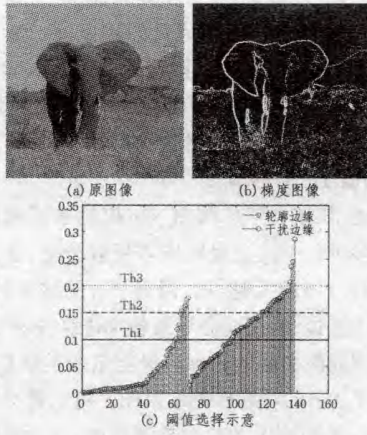


图1 轮廓边缘与干扰边缘梯度幅度

2 算法实现

本文的算法流程如图2所示。给定输入图像,首先进行梯度计算求得梯度图像,然后在梯度图像的频域上进行阈值分割来抑制干扰边缘,接着进行空域阈值分割得到二值边缘图像,最后对其进行后处理得到最终的二值边缘图像。为方便描述,本文以Canny算子^[10]为例来介绍空频域联合分割的思想,这一思想可以很容易应用到其他基于梯度的边缘算子上,如Sobel, Prewitt边缘算子等。

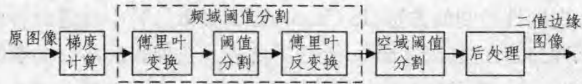


图2 本文算法流程图

Canny边缘检测算子首先利用二维高斯函数对图像进行平滑,然后对其求导计算梯度分量。卷积运算可结合、可交换,可以用高斯函数的梯度分量分别与图像进行卷积得到图像的梯度分量:

$$\begin{aligned} \nabla I(x,y) &= \nabla \{I * g_{\sigma}\}(x,y) \\ &= [\nabla_x I_{\sigma}(x,y), \nabla_y I_{\sigma}(x,y)] \\ &= \left[\{I * \frac{\partial g_{\sigma}}{\partial x}\}(x,y), \{I * \frac{\partial g_{\sigma}}{\partial y}\}(x,y) \right] \end{aligned} \quad (1)$$

$$g_{\sigma}(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{(x^2+y^2)}{2\sigma^2}} \quad (2)$$

式中, σ 为高斯函数的参数,它控制着平滑的程度; σ 较小时,边缘定位精度高,但信噪比低,会产生较多的干扰边缘; σ 较大时情况正好相反。

图像中每个像素点的梯度幅值 $M_{\sigma}(x,y)$ 和方向 $\Theta_{\sigma}(x,y)$ 分别为:

$$M_{\sigma}(x,y) = \sqrt{(\nabla_x I_{\sigma}(x,y))^2 + (\nabla_y I_{\sigma}(x,y))^2} \quad (3)$$

$$\Theta_{\sigma}(x,y) = \alpha \tan\left(\frac{\nabla_y I_{\sigma}(x,y)}{\nabla_x I_{\sigma}(x,y)}\right) \quad (4)$$

式中, $M_{\sigma}(x,y)$ 反映了图像中点 (x,y) 处的边缘强度, $\Theta_{\sigma}(x,y)$ 为图像中点 (x,y) 的梯度方向,垂直于边缘的方向。需要指出的是,本文的梯度图像仅仅指的是梯度幅值 $M_{\sigma}(x,y)$,不包括梯度方向 $\Theta_{\sigma}(x,y)$ 。

2.1 频域阈值分割

与空域阈值分割不同,我们无法通过梯度图像的频域幅度来区分轮廓边缘和干扰边缘,但是可以根据轮廓边缘和干

扰边缘在梯度图像频域上的分布不同来区分它们,即轮廓边缘和干扰边缘对应着梯度图像的不同频域分量。由于频率与变化率直接相关,因此直观上将傅里叶变换的频率与图像中的灰度变化模式联系起来并不困难^[11];低频分量对应图像中的缓变区域,而高频分量对应图像中的突变区域。

一般来说,自然场景图像中的轮廓边缘和干扰边缘在梯度图像中呈现如下特点:轮廓边缘代表着图像中显著物体的轮廓或不同区域之间的边界,描述了整幅图像的结构,因此常常稀疏地分布在整幅图像中,如图1(b)中大象的轮廓和天空与山之间的边界;而干扰边缘常常密集地聚集在一起,如图1(b)中的草地区域。根据前述论述,梯度图像中的轮廓边缘与其邻域相比,灰度变化率较快,因此可以认为轮廓边缘对应着梯度图像的高频分量;而干扰边缘区域由于边缘聚集在一起,灰度变化率较慢,可以认为干扰边缘对应着梯度图像的低频分量。为了验证上述论断,分别利用图1(b)所示的梯度图像的低频分量和高频分量重构了梯度图像,如图3所示,其中图3(a)是用频率低于 f_{TH} 的频域分量重构的梯度图像,图3(b)是用频率高于 f_{TH} 的频域分量重构的梯度图像。由图可见,高频分量重构的梯度图像中轮廓边缘对干扰边缘的梯度幅值对比度明显提高,而低频分量重构的梯度图像中轮廓边缘对干扰边缘的幅值对比度却有所降低,这证明上述论断是正确的:在梯度图像中轮廓边缘对应着高频分量,而干扰边缘对应着低频分量。因此,为了保留轮廓边缘、消除干扰边缘,应该保留梯度图像高频分量,消除其低频分量,而这一过程可以通过简单的理想高通滤波器实现。



图3 不同频域分量重构的梯度图像

对于梯度图像 $M_{\sigma}(x,y)$,首先利用傅里叶变换得到其频域表示 $F(u,v)$:

$$F(u,v) = \mathfrak{F}[M_{\sigma}(x,y)] = A(u,v) \exp(j\phi(u,v)) \quad (5)$$

式中, $\mathfrak{F}[\cdot]$ 表示傅里叶变换, $A(u,v)$ 、 $\phi(u,v)$ 分别表示幅度谱和相位谱。

为了抑制干扰边缘,利用理想高通滤波器对梯度图像进行频域阈值分割,消除梯度图像的低频分量:

$$A_f(u,v) = A(u,v) \cdot H(u,v) \quad (6)$$

$$H(u,v) = \begin{cases} 0, & \text{if } D(u,v) \leq f_{TH} \\ 1, & \text{if } D(u,v) > f_{TH} \end{cases} \quad (7)$$

$$D(u,v) = [(u-N/2)^2 + (v-N/2)^2]^{1/2} \quad (8)$$

式中, $N \times N$ 为图像大小, f_{TH} 为高通滤波器截止频率,也即频域分割的阈值。

最后,对 $A_f(u,v)$ 进行傅里叶反变换得到阈值分割后的梯度图像:

$$M'_f(x,y) = |\mathfrak{F}^{-1}[A_f(u,v) \exp(j\phi(u,v))]|^2 \quad (9)$$

式中, $\mathfrak{F}^{-1}[\cdot]$ 表示傅里叶反变换。

频域分割的阈值 f_{TH} 控制着滤掉的低频分量的多少,直观上 f_{TH} 越大,滤除的低频分量越多。由于干扰边缘对应着

低频分量,因此从去除干扰边缘的角度来看, f_{TH} 越大越好。但是 f_{TH} 的增大,并不一定能抑制更多的干扰边缘,反而会引起轮廓边缘能量的扩散,导致轮廓边缘变宽,不利于后续非极大值抑制等步骤,如图 4 所示。综合考虑消除干扰边缘和轮廓边缘宽度两方面因素,本文选取 $f_{TH}=2$ 。

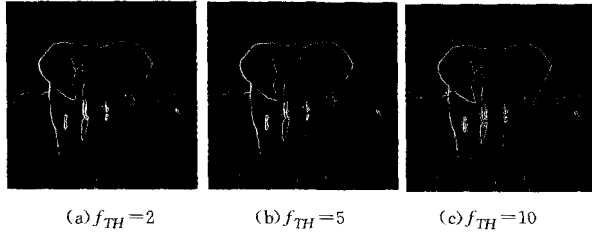


图 4 不同阈值分割对应的梯度图像

2.2 空域阈值分割

对于频域分割后的梯度图像,在进行空域阈值分割前,一般还需要进行非极大值抑制,只保留梯度幅值的局部极大值,得到候选边缘图 $N'_e(x, y)$ 。空域分割的阈值选择方法很多,如文献[4-9]中的方法,但是上述方法过于复杂,而且经过频域分割的梯度图像在一定程度上抑制了干扰边缘。因此本文采用简单的上分位法($\alpha\%$)来选择分割阈值 M_{TH} ,即至少保留图像总像素 $\alpha\%$ 的像素点作为边缘点, M_{TH} 为满足下述条件的最大值:

$$\frac{card(M'_e \geq M_{TH})}{N \times N} > \alpha\% \quad (10)$$

式中, $card(X)$ 表示集合 X 中成员的数目, $N \times N$ 为图像大小。

Canny 算子采用双阈值分割的方法,上分位法用来确定高阈值 M_{TH} ,低阈值 M'_{TH} 一般设为 $M'_{TH}=0.5M_{TH}$ 。双阈值法利用高阈值 M_{TH} 和低阈值 M'_{TH} 对候选边缘图 $N'_e(x, y)$ 进行扫描:若点 (x, y) 的梯度幅值 $N'_e(x, y)$ 高于高阈值 M_{TH} ,则认为该点一定是边缘点;若点 (x, y) 的梯度幅值 $N'_e(x, y)$ 低于低阈值 M'_{TH} ,则认为该点一定不是边缘点。将梯度幅值处于两个阈值之间的像素点看作疑似边缘点,若该像素点的邻接像素中有边缘点,则认为该点也为边缘点,否则认为该点不是边缘点。

2.3 算法流程

综上所述,本文算法步骤描述如下:

- (1) 利用式(1)一式(4)计算图像的梯度幅值和方向;
- (2) 利用式(5)一式(9)对梯度图像进行频域阈值分割,消除干扰边缘对应的低频分量;
- (3) 对频域分割后的梯度图像进行非极大值抑制,然后利用式(10)确定分割阈值对其进行空域分割,得到二值边缘图像;
- (4) 对上述二值边缘图像进行细化等后处理运算,得到最终的边缘图像。

3 实验结果与分析

3.1 评价准则

利用自然场景图像^[12]来验证本文算法的轮廓检测性能。每一幅原始图像都配有一幅标准的参考轮廓边缘图,通过将算法检测的轮廓边缘图与参考轮廓边缘图进行比较来评价其性能,评价准则定义如下^[13]:

$$P = \frac{card(E)}{card(E) + card(E_{FP}) + card(E_{FN})} \quad (11)$$

式中, $card(X)$ 表示集合 X 中成员的数目; E 、 E_{FP} 和 E_{FN} 分别表示正确检测的轮廓边缘点、虚假轮廓边缘点和遗漏的轮廓边缘点; $0 \leq P \leq 1$, P 越接近于 1,表示轮廓检测性能越好; P 越接近于 0,表示错检或漏检的边缘点越多。

3.2 频域阈值 f_{TH} 的影响

如前所述,频域分割的阈值 f_{TH} 控制着滤除梯度图像的低频分量的多少。干扰边缘对应着低频分量,从去除干扰边缘的角度来看, f_{TH} 越大越好。但是 f_{TH} 的增大,并不一定能抑制更多的干扰边缘,反而会导致轮廓边缘位置出现双边缘,这是由于频域滤波引起的轮廓边缘能量的扩散造成的。图 5 给出了不同 f_{TH} 下的轮廓检测结果图。可以看出, f_{TH} 的增大并没有进一步提高算子的轮廓检测性能,反而在部分轮廓边缘位置造成了新的干扰边缘,因此本文下节的实验中设定 $f_{TH}=2$ 。

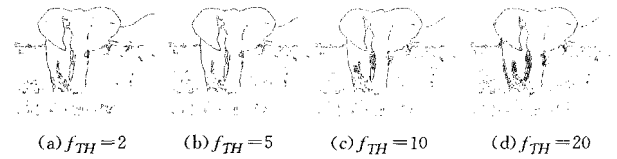


图 5 不同频域阈值的检测结果, $\sigma=1, \alpha=0.1$

3.3 性能比较

将本文算法(FF-Canny)与 Canny 算子^[16]、文献[13]中的各向同性抑制的方法(IS-Canny)以及文献[14]中改进的各向同性抑制方法(IIS-Canny)进行了比较。各种算法的公共参数(即 Canny 算子的参数)设置如下:采用 6 个平滑参数 σ 和 3 个高阈值门限 T_k 共 18 个不同的参数组合进行实验, $\sigma = \{0.5, 1.0, 1.5, 2.0, 2.5, 3.0\}$, $q = \{0.1, 0.2, 0.3\}$ 。此外,IS-Canny 算子、IIS-Canny 算子的其他参数设置分别与文献[13, 14]一致。4 个算子均采用 Matlab2010b 编程实现,在 PIV2.5G、1G 内存的计算机上来评估几种算子的轮廓检测性能和时间性能。

图 6 给出了 FF-Canny 算子、Canny 算子、IS-Canny 算子和 IIS-Canny 算子在参数 $\sigma=1, \alpha=0.1$ 时,几幅自然场景图像的轮廓检测结果。由图可见,与 Canny 算子相比,本文提出的 FF-Canny 算子有效地消除了边缘图像中的大部分干扰边缘,保留了主要目标的轮廓边缘,这表明本文提出的空频域联合分割方法是有效的;在空域不能区分的轮廓边缘和干扰边缘可以在频域上进行有效区分;与 IS-Canny 算子、IIS-Canny 算子相比,本文的 FF-Canny 算子取得了相当的轮廓检测性能,在‘Goat3’图像上甚至取得了优于这两种算子的性能。

为进一步比较 4 种算子的性能,利用须箱图给出了 4 种算子在不同参数组合下对图像库中 10 幅不同自然图像^[12]进行轮廓检测的性能比较,如图 7 所示。图 8 给出了 4 种算子的时间性能比较,每种算子的运算时间为其在不同参数组合下对 10 幅图像进行轮廓检测的平均时间。可以看出,IS-Canny 算子、IIS-Canny 算子和本文 FF-Canny 算子的轮廓检测性能都明显优于 Canny 算子的轮廓检测性能;在这 3 种改进的算子中,本文的 FF-Canny 算子运算速度最快,尽管 IIS-Canny 算子在大多数图像中的轮廓检测性能最好,但是其运算时间远远超过了本文的算子。

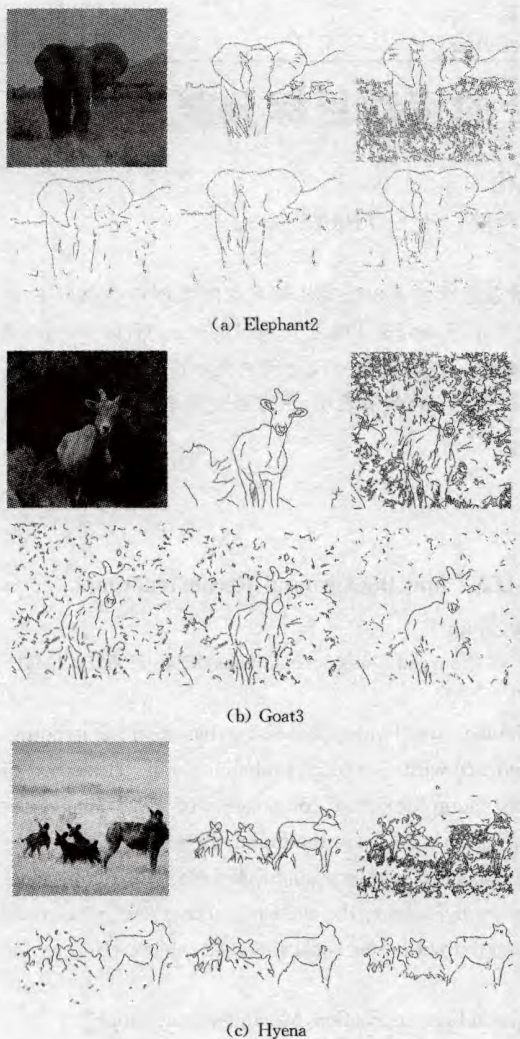


图6 自然场景图像中轮廓检测结果($\sigma=1, \alpha=0.1$, 依次分别为: 输入图像, 参考轮廓图像, Canny 算子结果, IS-Canny 算子结果, IIS-Canny 算子结果, FF-Canny 算子结果)

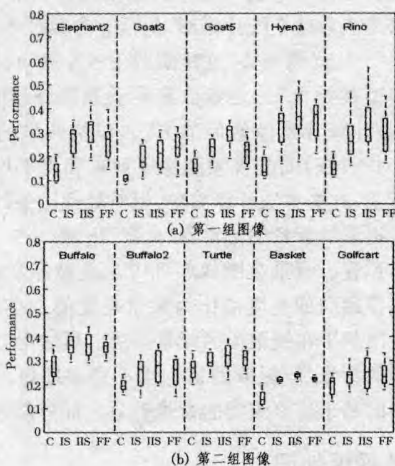


图7 4种算子的轮廓检测性能的须箱图(Canny 算子(C), IS-Canny 算子(IS), IIS-Canny 算子(IIS)和 FF-Canny 算子(FF))

结束语 轮廓检测是基于形状的目标识别任务的关键, 只有尽可能地去除干扰边缘, 提取干净的目标轮廓边缘, 才能有效提高后续目标识别的准确性。传统的基于梯度的边缘检测算子仅在空域上通过梯度幅度来区分轮廓边缘和干扰边

缘,但是在自然场景图像中时,草地、树叶和水纹等干扰信息产生的干扰边缘的梯度幅值往往大于轮廓边缘的幅值,使得空域分割的阈值难以确定。本文通过分析轮廓边缘和干扰边缘在梯度图像频域上的分布特点,提出了对梯度图像进行频域分割的思想,即在频域上进行阈值分割来消除干扰边缘。实验结果表明,本文提出的基于空频域联合分割的轮廓检测方法大大提高了传统的边缘算子的轮廓检测性能。本文仅以Canny算子为例验证了对梯度图像进行频域分割的有效性,这一思想可以很容易应用到其他边缘检测算子,如 Sobel, Prewitt 算子等。

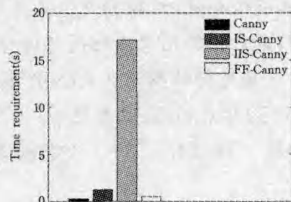


图8 4种算子的平均耗时

参考文献

- [1] Ziou D, Tabbone S. Edge detection technique—An overview [J]. *Int. J. Pattern Recognit. Image Anal.*, 1998, 8: 537-559
- [2] Nadernejad E. Edge Detection Techniques: Evaluations and Comparisons [J]. *Applied Mathematical Sciences*, 2008, 2(31): 1507-1520
- [3] Oskoei M A, Hu Huo-sheng. A Survey on Edge Detection Methods[R]. CES-506. University of Essex, 2010: 1-36
- [4] 王佐成, 张飞舟, 薛丽霞. 基于云空间和模糊熵的边缘检测算法 [J]. *计算机科学*, 2008, 37(8): 253-256
- [5] Medina-Carnicer R, Madrid-Cuevas F J. Unimodal thresholding for edge detection [J]. *Pattern Recognition*, 2008, 41: 2337-2346
- [6] 王坤, 片兆宇, 高立群, 等. 基于预测的自适应边缘检测新方法 [J]. *计算机科学*, 2008, 35(7): 231-233
- [7] Medina-Carnicer R, Madrid-Cuevas F J, Carmona-Poyato A, et al. On candidates selection for hysteresis thresholds in edge detection [J]. *Pattern Recognition*, 2009, 42: 1284-1296
- [8] Medina-Carnicer R, Muñoz-Salinas R, Yeguas-Bolivar E, et al. A novel method to look for the hysteresis thresholds for the Canny edge detector [J]. *Pattern Recognition*, 2011, 44: 1201-1211
- [9] Medina-Carnicer R, Muñoz-Salinas R, Carmona-Poyato A, et al. A novel histogram transform to improve the performance of thresholding methods in edge detection [J]. *Pattern Recognition Letters*, 2011, 32: 676-693
- [10] Canny J. A computational approach to edge detection [J]. *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, 1986, 8(6): 679-698
- [11] 冈萨雷斯, 等. 数字图像处理(第二版)[M]. 阮秋琦, 等译. 北京: 电子工业出版社, 2003: 465-474
- [12] Grigorescu C, Petcov N, Westenberg M A. Contour image database [DB/OL]. <http://www.cs.rug.nl/~imaging>, 2010-12
- [13] Grigorescu C, Petcov N, Westenberg M A. Contour and boundary detection improved by surround suppression of texture edges [J]. *Image and Vision Computing*, 2004, 22(8): 609-622
- [14] Qu Zhi-guo, Wang Ping, Gao Ying-hui, et al. Contour detection based on SUSAN principle and surround suppression[C]// *Proceedings of 2010 IEEE 17th International Conference on Image Processing*. Hongkong, 2010: 1937-1940