

# 基于朝向对比度的无监督边界检测算法

张辉<sup>1</sup>, 赵静<sup>2</sup>

(1. 河北大学数学与信息科学学院, 河北省机器学习与计算智能重点实验室, 河北保定 071002;  
2. 河北大学综合实验中心, 河北保定 071002)

**摘要:**针对网络上大规模图像集,没有真实标定边界或者获取成本较大,提出了基于朝向对比度的无监督边界检测算法;在朝向对比度的计算上,考虑了多个方向的差异.特别地,该模型尤其适合于检测自然纹理环绕的对象的边界.在 Rug 标准数据库上的测试结果表明,提出的算法优于当前最好的无监督边界检测算法,验证了该模型的有效性.

**关键词:**边界检测;朝向对比度;边缘检测;谱聚类

**中图分类号:**TP391      **文献标识码:**A      doi:10.3969/j.issn.0253-2778.2017.01.004

**引用格式:**张辉,赵静.基于朝向对比度的无监督边界检测算法[J].中国科学技术大学学报,2017,47(1):26-31.

ZHANG Hui, ZHAO Jing. An unsupervised boundary detection algorithm based on orientation contrast model[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2017,47(1):26-31.

## An unsupervised boundary detection algorithm based on orientation contrast model

ZHANG Hui<sup>1</sup>, ZHAO Jing<sup>2</sup>

(1. College of Mathematics and Information Science, Key Lab. of Machine Learning and Computational Intelligence, Hebei University, Baoding 071102, China;  
2. Comprehensive Experimental Center of Hebei University, Baoding 071102, China)

**Abstract:** For large image sets on the Web, due to the absence of a ground truth boundary or the high cost of getting one, an unsupervised boundary detection algorithm based on orientation contrast model was proposed. The model is especially suited for detecting object boundaries surrounded by natural textures. In the Rug image database, the algorithm outperforms the state-of-the-art unsupervised boundary detection algorithm, which verifies the validity of the model.

**Key words:** boundary detection; orientation contrast; edge detection; spectral clustering

## 0 引言

1950年,心理学家Gibson<sup>[1]</sup>指出“表面和边缘构成了视觉世界的最基本印象”.计算机视觉之父Roberts<sup>[2]</sup>最早考虑了如何从二维图像中提取对象边缘进而推导三维几何信息的问题.随后学者投入

到提取图像边缘的研究,早期代表性的工作有Prewitt算子<sup>[3]</sup>、Sobel算子<sup>[4]</sup>等一阶线性算子以及非线性算子<sup>[5]</sup>.Davis对这一阶段的工作进行了综述<sup>[6]</sup>.

1983年,Canny深入研究了如何从图像中提取边缘和直线,提出了著名的Canny边缘检测算

收稿日期:2016-03-01;修回日期:2016-09-17

基金项目:河北省自然科学基金(F2014201100),河北大学校内人才培养项目资助.

作者简介:张辉,男,1981年生,博士生/讲师.研究方向:机器学习、数据挖掘. E-mail: zhanghui@hbu.edu.cn

通讯作者:赵静,硕士/讲师. E-mail: zhaojing@hbu.edu.cn

子<sup>[7]</sup>. Canny 算子检测的结果比之前提出的微分算子的检测结果有了大幅提高,同时算法计算复杂度低,受到了学术界的广泛关注. Canny 检测结果高度依赖于高斯窗口的大小,对于不同的图像,最优的尺度参数往往是不同的. 针对这个问题, Bergholm<sup>[8]</sup>提出了融合多个尺度下边缘检测结果的算法,称为边缘聚焦(edge focusing, EF). 无论是 Canny 边缘检测算法还是 Bergholm 的边缘聚焦算法,都是为检测图像中局部边缘设计的,因此检测结果中不仅包含图像的真实边界,同时也包含了图像中的纹理边缘. 为了抑制纹理边缘, Grigorescu 等<sup>[9]</sup>提出了周围抑制模型(surround suppression, SS), Papari 等<sup>[10]</sup>改进了这个模型. 该模型在一定程度上抑制了纹理边缘,然而该方法依然存在两个问题:对图像真实边界的自抑制问题和参数选择问题. 即使采用方向可控滤波器<sup>[11]</sup>,仍不能很好解决自抑制问题. 为了克服这两个问题,文献[12]提出了朝向对比度边界检测模型(orientation contrast model, OCM),该模型使用监督学习算法,提升了边界检测的性能. 现实中大量的图像并没有标注真实的边界或者需要付出较大代价进行人工标注边界,因此监督学习方法会受限真实标注数据. 针对大量不标注图像集,无监督学习算法适用范围更广,因此本文提出基于朝向对比度的无监督边界算法. 同时更新了朝向对比度的计算方法,不仅考虑了更多方向上的对比,而且加入了高斯距离加权.

## 1 周围抑制模型

该模型的提出主要是用于改善 Canny 边缘检测的结果,对纹理边缘进行抑制. 借用生物学上“非经典感受野”概念,周围抑制模型在图像的梯度空间上对纹理边缘进行抑制. 其算法实质是在梯度空间上进行滤波操作,该模型进行边界检测主要分为三步.

第 1 步,计算图像的梯度大小和方向. 设输入图像为  $f(x, y)$ , 高斯函数为

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

式中,  $\sigma$  为高斯窗口的尺度. 为了消除噪声对边界检测的影响,首先对输入图像进行平滑,即对图像与高斯函数  $g_{\sigma}(x, y)$  做卷积,然后计算平滑后图像的梯度. 由卷积性质可知,平滑后图像的梯度计算转化为

对输入图像与高斯函数的偏导数做卷积. 沿  $x$  方向的梯度分量记为

$$\nabla_x f_{\sigma}(x, y) = \left(f * \frac{\partial g_{\sigma}}{\partial x}\right)(x, y) \quad (2)$$

沿  $y$  方向的梯度分量记为

$$\nabla_y f_{\sigma}(x, y) = \left(f * \frac{\partial g_{\sigma}}{\partial y}\right)(x, y) \quad (3)$$

梯度的模为

$$M_{\sigma}(x, y) = \sqrt{(\nabla_x f_{\sigma}(x, y))^2 + (\nabla_y f_{\sigma}(x, y))^2} \quad (4)$$

梯度朝向为

$$\Theta_{\sigma}(x, y) = \text{atan2}(\nabla_y f_{\sigma}(x, y), \nabla_x f_{\sigma}(x, y)) \quad (5)$$

这一步与 Canny 算子的计算一致,为了抑制纹理边缘,周围抑制模型在第 2 步中引入了抑制项.

第 2 步,梯度抑制项的计算. 周围抑制模型定义了一个滤波模板,如图 1 所示. 它的作用就是当这个滤波模板与梯度图像做卷积时,在纹理边缘处产生较大的值,在阶跃型边缘产生较小的值,从而达到对纹理边缘的抑制.

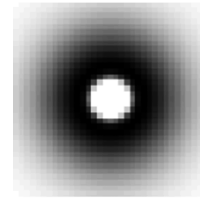


图 1 滤波模板的图像表示

Fig. 1 The illustration of filter mask

为了减少阶跃型边缘的自抑制, Papari 等引入了新的滤波模板  $H(x, y)$ , 且

$$H(x, y) = x^2 \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (6)$$

与最初的周围抑制模型不同,改进的模型中与梯度图像作卷积运算的模板是由  $H(x, y)$  旋转一个角度得到的函数,如图 2 所示. 这个角度由该点梯度方向确定. 新的滤波模板主要是为了解决周围抑制模型的自抑制问题. 由于在梯度图像的每一点都需要使用旋转不同角度的模板进行卷积运算,为了加速计算过程,常使用方向可控滤波进行计算. 需要指出的是,使用方向可控滤波依然不能消除自抑制问题,这是因为在梯度图像中,边缘的分布很不规范. 对于阶跃型的边缘,滤波模板仍然可能覆盖其他边缘. 由于梯度图像的模值要与抑制项相减,因此要求他们大小在一个数量级上,这可以通过标准化抑制

项使得梯度图像的模值与抑制项在相同的数量级上,但这又带来参数选择的问题.此外,抑制项是在像素级别上计算出来的,因此经过纹理边缘抑制以后,往往在纹理边缘处存在大量的小的边缘碎片.如果抑制作用在连通的边缘上,通过抑制项的大小来决定是否保留该边缘,则不会出现边缘碎片.

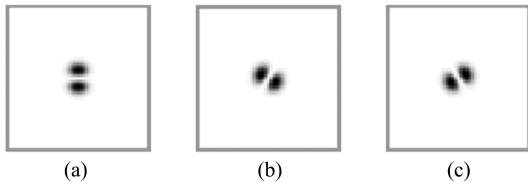


图 2 滤波模板  $H(x, y)$  旋转 (a)  $0^\circ$ ; (b)  $60^\circ$  (c)  $120^\circ$

Fig. 2 Filter mask  $H(x, y)$  rotate (a)  $0^\circ$ ; (b)  $60^\circ$  (c)  $120^\circ$

第 3 步,计算边界图像.在得到加入抑制项后的梯度图像的基础上,可以使用 Canny 算子中的非极大值抑制和滞后阈值化技术得到最终的边缘检测结果;在周围抑制模型中,使用抑制斜率进行滞后阈值化计算最后的边缘检测结果.

## 2 朝向对比度模型

朝向对比度模型从图像的底层特征出发,综合考虑图像的梯度信息和朝向对比度信息,在朝向对比度空间对纹理边缘进行抑制,该模型的优点是在连通边缘上计算边缘的特征表示,其核心是朝向对比度的计算.

朝向对比度模型主要包括两部分:①候选边缘计算.②朝向对比度计算.首先,使用边缘聚焦算法生成候选连通边缘,然后在朝向对比度空间上计算纹理边缘的抑制.

### 2.1 候选边缘计算

对于彩色图像,输入图像由 RGB 颜色空间转化到 Lab 颜色空间.在基于梯度的边缘检测算子中,Canny 算子能够快速检测图像的边缘,然而检测结果对尺度参数的敏感度.如果使用较大的高斯窗口,虽然检测结果包含较少的噪音,但是边缘的位置信息不精确.如果使用较小的高斯窗口,边缘的位置信息虽然准确了,但是检测结果中包含过多的噪声边缘,比如纹理边缘正是由于 Canny 算子本身的特点,我们在每一个通道上使用边缘聚焦算法进行多尺度边缘检测计算候选边缘,也就是要生成一个边界的候选集合,包含我们期望的边界,还包含一些纹理边缘.具体地,算法使用尺度空间理论推导了随着

尺度参数由大到小变化时图像边缘的变化规律.边缘聚焦算法先使用一个较大的尺度参数进行边缘检测,然后根据检测到的边缘及其邻域构成一个新的待检测区域,使用一个较小的尺度参数在新的待检测区域进行边缘检测,继续根据检测到的边缘及其邻域构成新的待检测区域,迭代这个过程直至使用最小的尺度参数进行边缘检测,具体执行见算法 2.1.

#### 算法 2.1 边缘聚焦算法

输入:待检测图像  $I$ ,初始尺度  $\sigma_0$ ,终止尺度  $\sigma_{end}$ 、边缘检测算法 EF、步长  $S$

输出:边缘检测结果  $E_t$

1 初始化边缘  $E_0 = EF(I, \sigma_0)$ ,  $t = 0$

2 While  $\sigma_t - S \geq \sigma_{end}$  do

3  $\sigma_{t+1} = \sigma_t - S$ ;

4 在  $E_t$  的一个邻域内(多个带状区域)执行边缘检测,  $E_{t+1} = EF(I, \sigma_{t+1})$ ,  $t = t + 1$

5 返回  $E_t$

### 2.2 朝向对比度计算

在 2.1 节中生成的候选边界中包含大部分真实边界,同时也包含了纹理边缘.因此需要进行进一步的处理来抑制纹理边缘.一般地,在纹理区,边缘会有多个不同的朝向,因此使用 Gabor 滤波器对朝向作出响应.Gabor 滤波器定义为一个调和函数乘以一个高斯函数.Gabor 滤波器的实部定义为

$$g(x, y; \lambda, \theta, \varphi, \sigma, \gamma) = \exp\left(-\frac{x'^2 + \gamma^2 y'^2}{2\sigma^2}\right) \cos\left(2\pi \frac{x'}{\lambda} + \varphi\right) \quad (7)$$

式中,  $x' = x \cos \theta + y \sin \theta$ ,  $y' = -x \sin \theta + y \cos \theta$ ,  $\lambda$  为波长,  $\theta$  为朝向,  $\varphi$  为相位移,  $\sigma$  为高斯函数尺度,  $\gamma$  为空间分辨率.

设  $u_x(\theta) = (u_x(0), u_x(\pi/4), u_x(\pi/2), u_x(3\pi/4))$  是 Gabor 滤波器在像素  $x$  处的响应.在纹理区域,Gabor 滤波器在不同朝向的输出有较大的变化;在单一的边界区域,不同朝向上输出的变化较小,因此使用朝向输出的差异程度可以区分真实边界和纹理边缘.Sun 等<sup>[13]</sup>定义了两个像素点的朝向差异  $\theta_{x,y}$ ,即

$$\theta_{x,y} = \frac{\sum_{j=0}^{\xi-1} j\varphi \sum_{i=1}^{\xi-1} u_x(i\varphi) u_y((i\varphi + j\varphi) \bmod \pi)}{\sum_{j=0}^{\xi-1} \sum_{i=1}^{\xi-1} u_x(i\varphi) u_y((i\varphi + j\varphi) \bmod \pi)} \quad (8)$$

两个像素点的朝向对比度定义为

$$C_{\text{ori}}(x, y) = d_{\text{Gauss}}(x, y) \sin(\bar{\theta}_{x, y}) \quad (9)$$

$$C_{\text{ori}}(x) = \sum_{y \in N(x)} d_{\text{Gauss}}(x, y) \sin(\bar{\theta}_{x, y}) \quad (10)$$

朝向对比度数值  $C_{\text{ori}}(x)$  衡量了像素  $x$  和它邻域像素  $N(x)$  在不同朝向上, Gabor 响应的朝向差异.

由于朝向对比度的数值分布范围比较广, 直接使用朝向对比度数值本身来区分边缘是困难的, 因此考虑使用朝向对比度的统计特征. 具体方法是使用标准差滤波在一个窗口上计算朝向相似性的标准差, 记作  $\text{std}(C_{\text{ori}})$ . 从统计学的角度看, 纹理边缘所在的区域朝向对比度具有较大的变化, 因此标准差滤波后的数值较大; 在平坦区域, 标准差滤波的输出几乎是 0. 期望输出的图像真实边界一般就位于纹理区和平坦区的汇合处. 为了使检测到的边界具有完整性, OCM 在整个连通边缘上提取特征. 为了有效区分阶跃边缘和纹理边缘, 使用方向可控滤波在  $\text{std}(C_{\text{ori}})$  上计算抑制项.

在周围抑制算法中, 只是利用了图像中的梯度信息. OCM 模型利用了朝向对比度信息和边缘聚焦算法中的梯度信息, 因此它比周围抑制算法更能有效地抑制图像中的纹理边缘.

OCM 使用方向可控滤波计算对纹理边缘的抑制, 这样做有两个明显的优势: ① 计算速度快, 这是由方向可控滤波自身的特点决定的. ② OCM 模型的 3 个子模块: Gabor 滤波, 标准差滤波及方向可控滤波构成了纹理分割的二阶模型<sup>[14]</sup>, 从而具有理论上的优势.

在方向可控滤波的基础上, 计算连通边缘的抑制项, 只需要定义一个阈值, 就可以对候选边界进行分类. 具体方法是, 如果某个连通边缘的抑制项超过了这个阈值, 就可以把它划分为纹理边缘, 否则就划分为真实边界. 不足是, 这个方法需要使用试错来确定阈值的大小, 并且一个阈值可能不能排除所有的纹理边缘. 为了克服阈值选择问题, 下面介绍连通边缘的特征以及无监督边界检测算法.

### 3 无监督边界检测算法

计算朝向对比度之后, 在每一个连通边缘上计算以下特征: 设  $E_i$  是第  $i$  个连通边缘, 它包含了  $N(E_i)$  个像素,  $m_j^i$  是第  $i$  个连通边缘  $E_i$  在第  $j$  个像素处的梯度模值,  $\varphi_j^i$  是第  $i$  个连通边缘  $E_i$  在第  $j$  个

像素处的梯度朝向,  $SF_j^i$  是第  $i$  个连通边缘  $E_i$  在第  $j$  个像素处的抑制值, 其中  $j = 1, 2, \dots, N(E_i)$ . 当把图像划分为  $\alpha$  大小的窗口时, 在每一个子窗口里面计算了平均梯度  $\bar{m}_c$ , 其中  $c$  是窗口的索引,  $C(E_i)$  是覆盖边缘  $E_i$  的子窗口的集合.

在每一个连通边缘上, 计算如下特征: 边缘强度 (edge magnitude, EM), 边缘密度 (edge density, ED), 抑制项 (suppression magnitude, SM) 和边缘平滑度 (edge smoothness, ES):

$$EM^i = \sum_{j=1}^{N(E_i)} m_j^i \quad (11)$$

$$ED_\alpha^i = \sum_{c \in C(E_i)} \bar{m}_c \quad (12)$$

$$SM^i = \sum_{j=1}^{N(E_i)} SF_j^i \quad (13)$$

$$ES^i = \sum_{j=1}^{N(E_i)-1} |\varphi_{j+1}^i - \varphi_j^i| \quad (14)$$

实验过程中, 边缘密度的计算使用了 3 个尺度, 即子窗口的边长分别为 10, 20 和 30 像素, 因此特征的个数为 6 个. 因为这 6 个特征的计算都与边缘长度有关, 为了消除长度对特征的影响, 使用特征长度对这 6 个特征进行标准化处理.

在构建边缘特征后, 可以采用不同类型的机器学习算法进行边界检测, 文献[12]已经提出了 OCM 监督学习方式, 然而考虑到网络上大量图像集没有标注真实边界, 因此边界检测问题可以归结为在特征集合上一个聚类问题, 特别的聚类数为 2. 本文采用了谱聚类算法, 把候选边界集合划分为 2 类. 具体执行见算法 3.1.

#### 算法 3.1 无监督边界检测算法

输入: 图像集

输出: 边界检测结果

1 使用边缘聚焦算法计算候选边界集合.

2 使用 Gabor 滤波(四个朝向)计算朝向对比度.

3 使用标准差滤波和方向可控滤波计算抑制项.

4 在每一个连通边缘上计算边缘梯度模值 (EM), 3 个尺度的边缘密度 (ED)、边缘抑制项 (SM) 和边缘光滑度 (ES).

5 使用谱聚类算法在边缘特征上进行聚类.

### 4 实验

将本文提出的是 OCM 的无监督边界检测方法 与当前最具代表性的无监督边界检测算法 SS 在 Rug<sup>[15]</sup> 图像数据库进行了对比实验. 这个库由 40 幅

灰度图像组成,有人工标注的真实边界.在这个数据库上,OCM 边界检测算法和 SS 算法进行了对比实验,与经典的 Canny 边缘检测算法相比,SS 是在图像的梯度空间上对纹理边缘进行抑制.实验结果如图 3 所示,第 1 行:Rug 数据库图像.第 2 行:人工标定的真实边界.第 3 行:SS 算法的试验结果.第 4 行:OCM 监督边界检测结果.第 5 行:OCM 无监督边界检测结果.从实验结果可以看出,基于 OCM 的算法可以检测到更多的真实边界(第 1 幅图像中熊的边界),同时对更多的纹理边缘进行了抑制(第 2 幅图像和第 3 幅图像中大象周围草地的纹理边缘).从图 3 可以看出,无监督边界检测性能比监督检测结果下降得并不多.

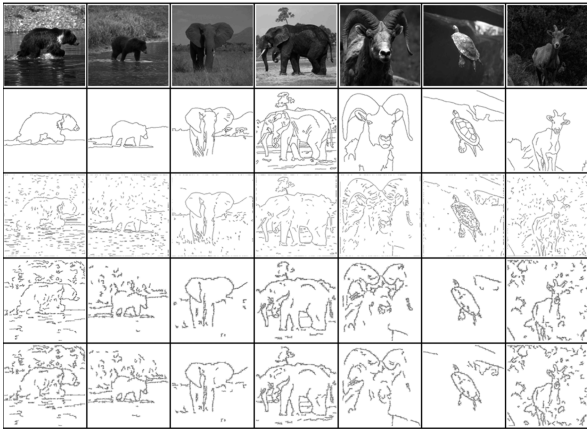


图 3 在 Rug 数据库上和 SS 算法的对比试验结果.

Fig. 3 Comparison results with the surround suppression approach on the Rug dataset

为了与 SS 算法进行定量比较,计算了 Pratt<sup>[16]</sup>提出的 figure of merit(FOM)得分,这个得分用于评价边缘检测的好坏.FOM 的定义为

$$FOM = \frac{1}{\max(B_G, B_D)} \sum_{i=1}^{B_D} \frac{1}{1 + \alpha d_i^2} \quad (15)$$

式中,  $B_G$  是人工标定真实边界包含的像素个数,  $B_D$  是边界检测结果中包含的像素个数.  $\alpha$  是一个尺度因子,与 SS<sup>[10]</sup>中的设置相同,  $\alpha = \frac{1}{4}$ .  $d_i$  是第  $i$  个检测到的像素到真实边界的距离. FOM 的取值越接近于 1,说明检测到的边缘  $B_D$  和人工标定的边缘  $B_G$  越接近.为了对不同的算法进行定量比较,计算了 FOM 值的均值和标准差,如表 1 所示.从表 1 的结果可看出,只使用边缘聚焦算法 EF 并不能很好抑制纹理边缘,在加入纹理边缘抑制后,OCM 的检测性能有了很大提高,显著优于周边抑制模型.

针对网络上大量的不标注数据集,选择了 ImageNet<sup>[17]</sup>上部分图像,与监督学习算法 Pb<sup>[18]</sup>进行比较.对比结果如图 4 所示,第 1 行:ImageNet 上的图像.第 2 行:Pb 算法的边界检测结果.第 3 行:OCM 算法的监督边界检测结果.第 4 行:OCM 算法的无监督边界检测结果.由图 4 可以看出,当图像中背景纹理信息较少时,Pb,和 OCM 的检测结果是相当的,在纹理较为丰富的图像中,Pb 输出了更多纹理边缘,而 OCM 无论是监督检测,还是无监督检测都抑制了大部分纹理边缘,使得图像中的对象能够“显现”(如图 4 中第三、五、六幅图像).与 Pb 算法比较,OCM 能够抑制更多的纹理边缘,这正是 OCM 模型所具有的优势.

表 1 在 Rug 数据库上,三个算法:EF、SS 和 OCM 边界检测性能 FOM 的均值和标准差

Tab. 1 The mean and standard deviation of FOM for EF, the SS algorithm and our OCM model on the Rug image dataset

参数	算法		
	EF	SS	OCM
FOM	0.36±0.1	0.39±0.1	0.42±0.1



图 4 在 ImageNet 数据库上 OCM, Pb 的边界检测结果

Fig. 4 Comparing our approach with Pb on ImageNet

## 5 结论

本文提出了一种基于朝向对比度的无监督边界检测算法,该算法充分考虑了对纹理边缘的抑制作用,特别适用于检测图像中的对象被自然纹理包含的情况.边界检测应用广泛,边界检测结果为图像分割、形状匹配、对象检测和图像分类等图像处理任务提供了一种预处理方法.

### 参考文献(References)

- [1] GIBSON J J. The Perception of the Visual World [M]. Boston, USA: Houghton Mifflin, 1950.
- [2] ROBERTS L G. Machine perception of three-

- dimensional solids [D]. Massachusetts Institute of Technology, Department of Electrical Engineering, 1963.
- [ 3 ] PREWITT J M S. Object enhancement and extraction [A]// Picture Processing & Psychopictorics. New York; IEEE Press, 1970; 75-150.
- [ 4 ] SOBEL I. Camera models and machine perception[D]. Stanford,CA; Stanford University, 1970.
- [ 5 ] ROSENFELD A, THURSTON M. Edge and curve detection for visual scene analysis [ J ]. IEEE Transactions on Computers, 1971, 20(5):562-569.
- [ 6 ] DAVIS L S. A survey of edge detection techniques [J]. Computer Graphics and Image Processing, 1975, 4(3): 248-270.
- [ 7 ] CANNY J. A computational approach to edge detection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1986, 8(6): 679-698.
- [ 8 ] BERGHOLM F. Edge focusing [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1987, 9(6): 726-741.
- [ 9 ] GRIGORESCU C. Contour and boundary detection improved by surround suppression of texture edges[J]. Image and Vision Computing, 2004, 22(8): 609-622.
- [10] PAPARI G, PETKOV N. An improved model for surround suppression by steerable filters and multilevel inhibition with application to contour detection [J]. Pattern Recognition, 2011, 44(9): 1999-2007.
- [11] FREEMAN W T, ADELSON E H. The design and use of steerable filters [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 1991, 13 (9): 891-906.
- [12] ZHANG H, LIU Y, XIE B J, et al. Orientation contrast model for boundary detection [J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2014, 25(5): 774-784.
- [13] SUN Y, FISHER R. Object-based visual attention for computer vision [J]. Artificial Intelligence, 2003, 146 (1): 77-123.
- [14] LANDY M S, GRAHAM N. Visual Perception of Texture[C]// Proceedings of the Visual Neurosciences. New York; MIT Press, 2004; 1106-1118.
- [15] RUG. <http://www.cs.rug.nl/imaging/PR/>, 2011.
- [16] PRATT W K. Digital Image Processing; PIKS Inside [M]. 3rd ed. New York; John Wiley & Sons, 2001.
- [17] DENG J, DONG W, SOCHER R, et al. ImageNet: A large-scale hierarchical image database [ C ]// Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Miami; IEEE Press, 2009; 248 -255.
- [18] MARTIN D R, FOWLKES C C, MALIK J. Learning to detect natural image boundaries using local brightness, color, and texture cues [ J ]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2004, 26(5): 530-549.