

# 基于多方向 Gabor 滤波器的图像分割\*

李云红 魏妮娜 张晓丹

(西安工程大学电子信息学院 西安 710048)

**摘要:**针对传统图像分割算法往往受到噪声的影响容易产生过分割问题,提出一种基于多方向 Gabor 滤波器自适应提取图像粗边缘的区域分割算法。首先,利用多方向 Gabor 滤波器的虚部对输入图像进行卷积运算提取多方向的幅值,同时提取每个像素点的梯度幅值,再利用自适应阈值法提取图像粗边缘。然后,对粗边缘映射做分水岭变换,得到初始过分割结果。最后,在合并代价的前提下将初始过分割区域进行迭代合并,直到超过合并阈值,得到最终的图像分割结果。实验结果表明,与 Canny、区域生长和 LOG 方法相比,所提出的方法有效地缓解了过分割的问题并且平均计算复杂度降低了约 21.5%。

**关键词:**图像分割;多方向 Gabor 滤波器;粗边缘;分水岭变换;区域合并

**中图分类号:** TN911.73    **文献标识码:** A    **国家标准学科分类代码:** 510.4050

## Image segmentation based on multi-direction Gabor filters

Li Yunhong Wei Nina Zhang Xiaodan

(School of Electronics and information, Xi'an Polytechnic University, Xi'an 710048, China)

**Abstract:** Aiming at the over-segmentation problem that traditional segmentation methods are prone to affect by noise, a region-based method that extracting adaptive coarse edge by using multi-direction Gabor filters is proposed. Firstly, extract the multi-direction magnitude responses by using imaginary part of Gabor filter and get the gradient magnitude at each pixel, then use the adaptive threshold method to extract coarse edge. Secondly, watershed transform on the coarse edge map to get the initial over-segmentation result. Finally, on the premise of not exceeding the region merging cost, the initial segmented regions are iteratively merged. The experimental results show that compared with Canny, region growing and LOG methods, the proposed method relieves the over-segmentation problem effectively and the average computational complexity has been reduced by about 21.5%.

**Keywords:** image segmentation; multi-direction Gabor filter; coarse edge; watershed transform; region merge

### 1 引言

在图像研究过程中,一般对某一特定部分感兴趣,这部分被称为目标或前景;其余部分被称为背景<sup>[1]</sup>。图像分割就是将目标从图像中提取出来从而应用在很多领域,比如图像分析<sup>[2]</sup>、图像匹配<sup>[3]</sup>,目标跟踪<sup>[4]</sup>等。

现如今存在大量的图像分割方法,例如分水岭变换和图论法<sup>[5]</sup>、改进的 Otsu 算法<sup>[6]</sup>、双区域水平集演化法<sup>[7]</sup>和聚类法<sup>[8-10]</sup>等。本文提出了一种基于多方向 Gabor 滤波器自适应提取图像粗边缘的区域分割算法。Gabor 滤波器拥有和脊椎动物视觉皮层感受野响应近似相似的性质,若将一幅图像分解为局部对称和反对称的基函数,正好与

Gabor 函数近似,且通过旋转、平移、尺度变化形成的 Gabor 函数族,能够近似表征一幅图像。其常被运用在特征提取、指纹识别、人脸识别,边缘检测<sup>[11]</sup>等邻域。2014 年,章为川等人<sup>[12-13]</sup>提出使用 Gabor 滤波器虚部提取角点的性能优于各向同性高斯滤波器,并指出 Gabor 滤波器虚部可以很好的提取图像灰度变化信息。边缘检测的性能将对图像分割性能产生较大的影响,一般提取边缘大多采用 Canny 边缘检测器提取图像边缘。然而由于高斯滤波及非极大值抑制的原因使得 Canny 边缘检测器检测到的边缘存在断裂和移位的问题<sup>[14]</sup>。

为了解决边缘断裂及移位的问题,本文利用多方向 Gabor 滤波器虚部提取图像多个方向的灰度变化信息,然

收稿日期:2017-01

\* 基金项目:国家自然科学基金(61401347)、陕西省自然科学基金教育部(16JK1322)项目资助

后将自适应阈值法应用于提取粗边缘的过程中,最后将相邻的相似区域迭代地合并,与传统的基于 Canny、区域生长和 LOG 算法相比,新算法有效地抑制了噪声以及过分割并保持了边缘的连续性。

## 2 Gabor 滤波器及粗边缘提取

### 2.1 Gabor 滤波器虚部

在空间域中,二维 Gabor 滤波器是由一个由正弦平面波调制的高斯核函数。Gabor 滤波器虚部的定义式为:

$$\varphi(x, y; f, \theta) = \frac{1}{2\pi\gamma\eta} \exp\left(-\left(\frac{x'^2}{\gamma^2} + \frac{y'^2}{\eta^2}\right)\right) \sin(2\pi f x'),$$

$$x' = x \cos\theta + y \sin\theta, y' = -x \sin\theta + y \cos\theta \quad (1)$$

式中:  $\gamma, \eta$  为沿  $x$  轴和  $y$  轴方向的锐度,通过设置不同  $\gamma, \eta$  的取值,可以设计滤波器的形状;  $f$  是滤波器的中心频率,  $\theta$  是调制平面波和高斯主轴沿逆时针旋转的角度。

对一幅输入的图像, Gabor 滤波器虚部幅值响应,可以通过滤波器与图像卷积运算得到:

$$\varphi(x, y; f, \theta) = I(x, y) * \varphi(x, y; f, \theta) = \int \int_{-\infty}^{\infty} I(x - x_r, y - y_r) \varphi(x, y; f, \theta) dx_r dy_r. \quad (2)$$

式中:  $*$  为卷积符号,  $x_r$  和  $y_r$  分别为移动步长。

在实际应用中,图像往往是离散二维信号,由此需要对空域中连续的滤波器离散化。图像特征提取需要得到像素各个方向的灰度信息,所以采用沿着不同方向上的滤波器平滑图像。通过式(3)对滤波器离散化处理,得到沿着  $\theta + \frac{\pi}{2}$  上离散的 Gabor 滤波器虚部:

$$\psi(m, n; f, k) = \frac{1}{2\pi\gamma\eta} \exp\left(-\left(\frac{u^2}{\gamma^2} + \frac{v^2}{\eta^2}\right)\right) \sin(2\pi f u),$$

$$u = m \cos\theta_k + n \sin\theta_k, v = -m \sin\theta_k + n \cos\theta_k,$$

$$\theta_k = \frac{2\pi k}{K}, k = 0, 1, \dots, K-1 \quad (3)$$

式中:  $(m, n)$  是当前像素点的坐标,  $(u, v)$  表示像素旋转后的坐标,  $K$  是方向采样个数,  $\theta_k$  是第  $k$  个方向角度。图 1 给出了 8 个方向的 Gabor 滤波器的虚部。所以对输入的图像,沿着  $\theta_k$  方向的 Gabor 滤波器虚部幅值响应为:

$$\zeta(m, n; k) = I(m, n) \cdot \psi(m, n; k)$$

$$= \sum_{m_x} \sum_{n_y} I(m - m_x, n - n_y) \psi(m_x, n_y; k) \quad (4)$$

式中:  $m_x, m_y$  为移动步长。

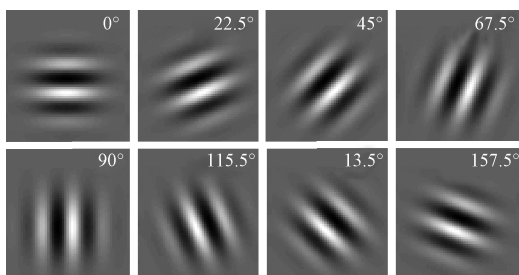


图 1 8 个方向的 Gabor 滤波器虚部

### 2.2 粗边缘提取

多方向 Gabor 滤波器提取的幅值响应为像素点  $K$  个不同方向的灰度变化信息,根据式(5)可提取像素点的梯度幅值。

$$\nabla I = \max_{k=0,1,2,\dots,K} \{\zeta(m, n; k)\} \quad (5)$$

为了获取最优的粗边缘阈值,将图像的目标和背景分成两类,阈值  $T$  设在  $0 \sim 255$  的某一个值,背景像素的灰度值在  $[0, T]$  之间,目标像素在  $[T+1, 255]$  之间,背景和目标的灰度均值分别为:

$$\Omega_B(T) = \frac{\sum_{i=0}^T i \cdot P_i}{w_B(T)}, \Omega_O(T) = \frac{\sum_{i=T+1}^{255} i \cdot P_i}{w_O(T)} \quad (6)$$

$$w_O(T) + w_B(T) = 1 \quad (7)$$

$$w_B(T) = \sum_{i=0}^T P_i, w_O(T) = \sum_{i=T+1}^{255} P_i$$

式中:  $P_i$  是灰度为  $i$  的像素的概率,然后依次在每个阈值  $T \in [0, 255]$  下计算类间方差:

$$\sigma^2(T) = w_B(T) [\Omega_B(T) - \Omega]^2 + w_O(T) [\Omega_O(T) - \Omega]^2 \quad (8)$$

$$\Omega = \Omega_B(T) w_B(T) + \Omega_O(T) w_O(T) \quad (9)$$

其中  $\Omega$  定义为图像总的灰度均值。取最大方差所对应的阈值作为最优粗边缘提取阈值。图 2 给出了一幅灰度图像以及利用 Canny 和最优阈值提取的粗边缘,可以看出,利用最优阈值可以将错分概率降到最小。



图 2 两种方法的粗边缘提取效果比较

## 3 基于 Gabor 的图像分割算法

### 3.1 分水岭变换

为了缓解分水岭算法的过分割问题,通常可以采用两种处理方法:1)利用先验知识去除无关边缘信息;2)修改梯度函数使得集水盆只响应想要探测的目标。本文采用第一种方法,即利用多方向 Gabor 滤波器平滑图像得到多方向梯度幅值信息,再根据自适应阈值提取图像的粗边缘,从而有效地抑制了噪声的影响并得到较为完整的图像轮廓结构,为后续的区域合并奠定了良好的基础。

### 3.2 合并代价分割

尽管基于粗边缘的分水岭分割很好地抑制了噪声,但其中仍然存在一些细小的破碎的区域,为了达到理想的分割效果,需要对这些多余的区域进行合并。这里采用区域邻接图和自适应合并代价对相邻的区域进行合并,该过程是一个自上而下的迭代地合并过程,通过寻找当前区域与其相邻区域的最小合并代价从而优先合并成一个新的区域,相邻区域的合并代价  $\eta$  由两区域的相似性度量  $T$  和它们公共边长  $l_j$  的倒数构成,定义为:

$$\eta(R_i, R_j) = T(R_i, R_j) + 1/l_{ij}. \quad (10)$$

相似性度量  $T(R_i, R_j)$  定义为:

$$T(R_i, R_j) = \left| \frac{\bar{m}_i - \bar{m}_j}{\bar{m}_{ij} \times \left( \frac{1}{\sqrt{\#R_i}} - \frac{1}{\sqrt{\#R_j}} \right)} \right| \quad (11)$$

式中:  $R_i$  表示第  $i$  个区域,  $\bar{m}_i$  表示第  $i$  个区域的像素均值,  $\bar{m}_{ij}$  表示合并后新的区域的像素均值,  $\#R_i$  表示第  $i$  个区域的像素个数。

### 3.3 合并阈值选取

区域覆盖标准<sup>[15]</sup>是经常被用于评估光学图像区域质量的一种方法。令  $R = \{\Omega_k, k = 1, 2, \dots, K\}$  为通过某种方法的获得的图像分割结果,  $R_p = \{\Phi_k, k = 1, 2, \dots, K_p\}$  为人工手绘的分割。对于区域  $\Omega \in R$  和  $\Phi \in R_p$ , 它们的重叠率被定义为:

$$\rho(\Omega, \Phi) = \frac{\#\{\Omega \cap \Phi\}}{\#\{\Omega \cup \Phi\}} \quad (12)$$

两个完全覆盖的区域的重叠率是 1, 而两个独立分开的区域的重叠率是 0。如果区域  $\Phi$  和区域  $\Omega$  的重叠率是在  $R_p$  的所有区域中最大的, 则分割  $R$  中的子区域  $\Omega$  与区域  $R_p$  的子区域  $\Phi$  形成匹配对  $(\Omega, \Phi)$ 。分割结果  $\mathfrak{R}$  和人工手绘  $R_p$  的所有匹配对的平均重叠率被称为分割  $\mathfrak{R}$  到人工手绘  $R_p$  的覆盖率, 其定义为<sup>[20]</sup>:

$$CR(R, R_p) = \frac{1}{MN} \sum_{\Omega \in R} \#\Omega \times \max_{\Phi \in R_p} \{\rho(\Omega, \Phi)\} \quad (13)$$

式中:  $MN$  是图像的尺寸,  $\#\Omega$  为分割子区域中的像素个数。当分割结果完全与人工手绘符合时, 覆盖率等于 1。但实际上不可能达到, 因此若某种方法的覆盖率越接近于 1, 它的性能越好。

为了选取最佳的合并阈值, 采用 20 幅不同的图像进行测试, 分别在不同的合并阈值下比较 20 幅图像的平均覆盖率, 如图 3 所示, 可以看出, 合并阈值  $T$  取为 0.2。

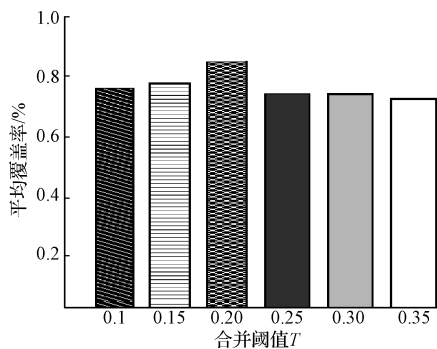


图3 合并阈值选取

如此反复地合并直到合并代价超过阈值, 则合并结束, 最终将分割轮廓线提取出来, 然后将分割轮廓线添加到图像上, 完成区域合并。

## 4 性能比较

为验证提出算法的有效性, 采用标准分割数据集 BS-

DS300 中的分割结果来比较提出算法的有效性。将提出算法和利用 LOG, Canny 提取的边缘进行分割的结果及基于区域增长分割算法进行比较。如图 4 和 5 所示, 可以看出提出算法和 BSDS300 的分割结果接近, 分割结果优于其他的算法。说明使用 Gabor 滤波器提取粗边缘可以很好地抑制噪声, 能有效地缓解过分割的问题。

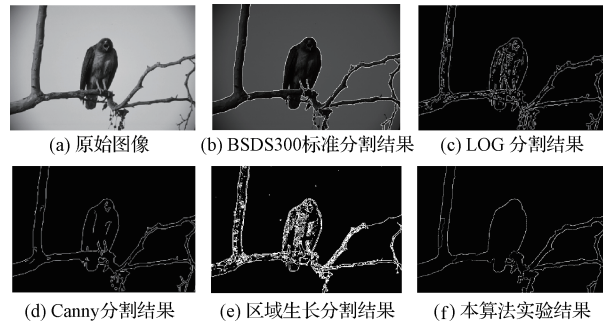


图4 不同算法的分割结果

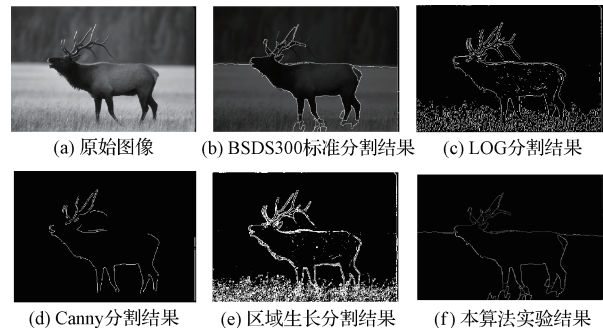


图5 不同算法的分割结果

图 6 所示为 50 幅图像在不同算法下的接收器操作特性曲线(ROC)线, 结果表明区域生长算法曲线所包含的区间面积比传统边缘方法少, tic curve, ROC) 曲效果最好, 更接近于标准人工分而其他 3 种方法中本文方法 receiver operating characteris 割结果。

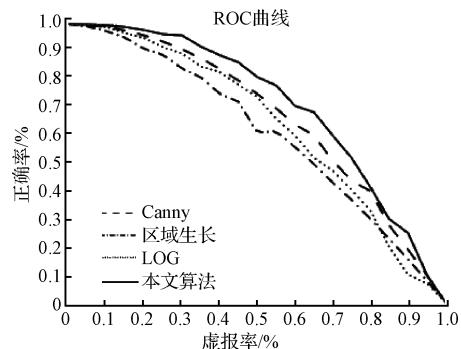


图6 不同算法间的 ROC 曲线

为了比较各自的算法复杂度, 随机挑选了 5 幅图像, 大小为  $321 \times 481$ , 如图 7 所示, 从初始分割区域数目和总的运行时间来比较。

表1给出了各个算法的时间复杂度, 从中可以看出,

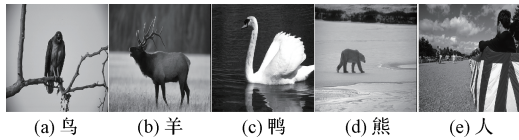


图7 测试图像

基于 Canny 的分割方法虽然耗时最短,但其分割出的区域较少,未能将目标和背景完整的分割出来,存在明显的欠分割;基于 LOG 的分割方法耗时最多;区域生长的算法对图像的噪声较为敏感,当图像中存在噪声或者较多纹理时,如图 7(b),分割效果较差,耗时较多。综合考虑,本文提出的方法在抑制过分割和后续合并处理上具有良好的性能。

表1 算法复杂度比较

分割方法	基于 Canny		基于 LOG		区域生长		本文方法	
	区域	时间/s	区域	时间/s	区域	时间/s	区域	时间/s
图 7(a)	78	8.7	104	10.1	212	9.8	247	8.3
图 7(b)	65	8.4	73	9.2	178	8.7	96	6.5
图 7(c)	80	7.2	92	10.5	43	4.1	173	7.6
图 7(d)	78	5.3	151	15.7	195	7.6	96	5.2
图 7(e)	61	3.6	86	11.1	96	5	93	4.7

## 5 结论

提出的基于粗边缘区域合并图像分割的算法首先应用 Gabor 滤波器虚部提取了较好的灰度变化信息,然后利用双阈值提取了图像的粗边缘,解决了 Canny 边缘检测器产生破碎的细小边缘和边缘断裂的问题,从而保留了更多的梯度信息并且对噪声有很好的抑制作用,使得分水岭变换效果更精确,获得较小数量的区域及较弱欠分割的高质量的初始分割。同时利用新的区域合并代价函数,能够很好地指导合并过程。最后将本文算法和 Canny、区域生长和 LOG 算法比较,证明本文提出的算法可获得较高质量的分割结果且平均计算复杂度降低了约 21.5%。为了提取最优的粗边缘,文中引入了类间方差最大的思想,逐一选取分割阈值,增加了算法步骤,计算量较大。接下来将从算法理论入手,最优化理论对算法进行优化处理以便减少算法的计算量。

### 参考文献

[1] 阮秋琦. 数字图像处理基础[M]. 北京:清华大学出版社, 2009.

[2] 季长军, 伊海生, 夏国清. 图像分析技术在碎屑岩粒度分析中的应用[J]. 地质科技情报, 2012, 31(3): 122-127.

[3] 丘文涛, 赵建, 刘杰. 结合区域分割的 SIFT 图像匹配方法[J]. 液晶与显示, 2013, 27(6):827-831.

[4] 茅正冲, 徐昊, 王丹. 几何活动轮廓模型在目标跟踪中的应用[J]. 计算机工程与应用, 2015, 51(13): 176-180.

[5] 冯林, 孙焘, 吴振宇, 等. 基于分水岭变换和图论的图像分割方法 [J]. 仪器仪表学报, 2008, 29(3): 649-653.

[6] 胡敏, 李梅, 汪荣贵. 改进的 Otsu 算法在图像分割中的应用 [J]. 电子测量与仪器学报, 2010, 24(5):

443-449.

[7] 陶强, 刘莉. 基于双区域演化水平集的图像分割方法[J]. 电子测量技术, 2016, 39(9):91-95.

[8] 李旭超, 刘海宽, 王飞, 等. 图像分割中的模糊聚类方法 [J]. 中国图象图形学报, 2012, 17(4):447-458.

[9] 曾接贤, 王军婷, 符祥. K 均值聚类分割的多特征图像检索方法[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(2): 226-230.

[10] GONG M, LIANG Y, SHI J, et al. Fuzzy c-means clustering with local information and kernel metric for image segmentation[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(2): 573-584.

[11] 薛帅, 戴青, 冯东华, 等. 基于 Gabor 滤波器的 Sobel 算子图像边缘检测算法[J]. 信息技术, 2014(1):17-20.

[12] ZHANG W CH, WANG F P, ZHU L, et al. Corner detection using Gabor filters[J]. IET Image Processing, 2014, 8(11): 639-646.

[13] 田子怡, 李云红. 基于多尺度 Gabor 滤波器的角点检测[J]. 国外电子测量技术, 2016, 35(7):75-79.

[14] 章为川. 基于各向异性高斯核的图像边缘和角点检测[D]. 西安:西安电子科技大学, 2013.

[15] ARBELAEZ P, MAIRE M, FOWLKES C, et al. Contour Detection and Hierarchical Image Segmentation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2010, 33(5):898-916.

### 作者简介

李云红, 博士、教授, 主要研究方向为红外热像技术, 数字图像处理。

魏妮娜(通讯作者), 硕士, 主要研究方向为数字图像处理。

E-mail:429493663@qq.com

张晓丹, 博士、讲师, 主要研究方向为数字图像处理。