

## 基于 Gabor 变换的 GrabCut 纹理图像分割

杨章静<sup>1</sup>, 钱建军<sup>2</sup>, 黄璞<sup>3</sup>, 张凡龙<sup>1</sup>, 杨国为<sup>1</sup>

(1. 南京审计学院 工学院, 南京 211815; 2. 南京理工大学 计算机科学与工程学院, 南京 210094; 3. 南京邮电大学 计算机科学与技术学院, 南京 210023)

**摘要:** 多数自然图像都包含纹理信息, 它相对颜色特征而言具有描述方向性与尺度差异的特性. 因此, 可以利用半交互式的 GrabCut 的图像分割方式对图像前景区域与背景区域进行有效的分割, 通过建立前景和背景所对应的高斯混合模型(GMM), 结合最大流最小割的图像分割方式实现全局优化, 并利用前景和背景的 KL 测度, 自适应地终止分割过程. 实验对比分析表明, 所提出的方法对于合成纹理图像与自然纹理图像具有较好的整体分割效果及较高的分割准确率.

**关键词:** Gabor 小波; 纹理特征; GrabCut 框架; 纹理图像分割

中图分类号: TP391.4

文献标志码: A

## GrabCut texture image segmentation based on Gabor wavelet transform

YANG Zhang-jing<sup>1</sup>, QIAN Jian-jun<sup>2</sup>, HUANG Pu<sup>3</sup>, ZHANG Fan-long<sup>1</sup>, YANG Guo-wei<sup>1</sup>

(1. School of Technology, Nanjing Audit University, Nanjing 211815, China; 2. School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China; 3. School of Computer Science and Technology, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210023, China. Correspondent: YANG Zhang-jing, E-mail: yzzjj@126.com)

**Abstract:** Most natural images are texture images, so compared with the traditional color features, the texture images have the characteristics of the descriptive directionality and scale difference. GrabCut image segmentation is characterized by semi-interaction, and the segmentation of the image foreground and background is the adaptive decision of the final segmentation termination process based on establishing Gaussian mixture model(GMM) probability density distribution to achieve the description of similarity, combining the max-flow min-cut image segmentation with GMM parameters of iterative update foreground and background, and utilizing Kullback-Leibler(KL) criterion of Gaussian mixture probability distribution of foreground and background. The experiment results show that the proposed method has the ideal segmentation effect on the synthetic texture images and natural texture images.

**Keywords:** Gabor wavelet; texture feature; GrabCut framework; texture image segmentation

## 0 引言

纹理图像在自然图像中占有很大的比例, 现实世界的多样性与复杂性, 导致纹理图像的随机性与多样性<sup>[1]</sup>. 传统基于颜色的特征描述方式, 由于缺乏尺度与方向描述能力, 使得同一幅图像中不同尺度和方向的纹理对象, 运用颜色特征对其描述显得无能为力. Gabor 小波可以近似模仿人眼的视觉识别机制, 能够实现多尺度多方向描述的能力. 小波分析是近几年得到迅速发展的应用数学理论, 由于具有良好的时域局部化特征、尺度变化特征和方向特征, 在图像处

理、计算机视觉等领域有着广泛的应用, 对其研究具有理论价值和现实意义.

纹理描述方法主要有 4 类: 统计法、结构法、模型法和频谱法. 统计法通过图像灰度直方图的高阶矩描述纹理基元或局部模式的灰度空间分布情况, 进而刻画纹理信息的粗细度、均匀性、方向性等纹理信息, 典型的有 Haralick 等<sup>[2-3]</sup>提出的灰度共生矩阵法. 结构法将纹理描述为一组纹理基元并按照某种位置规则进行重复排列和组合, 典型的有 Shapiro 等<sup>[4]</sup>提出的 Voronoi 多边形纹理分析方法. 模型法假设纹理

收稿日期: 2014-10-21; 修回日期: 2015-04-09.

基金项目: 国家自然科学基金项目(61272077, 61473157); 江苏省高校自然科学研究面上项目(13KJB520013, 15KJB520018); 江苏省科技厅自然科学基金项目(BK2012473).

作者简介: 杨章静(1979—), 男, 讲师, 博士, 从事模式识别、图像处理等研究; 钱建军(1983—), 男, 讲师, 博士, 从事模式识别、计算机视觉的研究.

满足某种经验模型分布,并通过求解模型参数估计每个像素与其邻域像素概率统计关系,以提取纹理特征信息. 1979,年 Yokoyama 等<sup>[5]</sup>提出了马尔科夫随机场(MRF)模型,将纹理看作一个随机的二维图像场,并假设某一点取值与周围像素取值多少有关,而这种假设通过局部特征分布很难得到全局联合分布. Graph cut 则是基于 MRF 能量最小化框架兴起的一个研究热点,该方法的新颖之处在于它能够进行全局最优求解. Graph cut 因其自身的优势,引起了许多研究者的关注.在此基础上, Mao 等<sup>[6]</sup>提出了一种旋转无关的自回归纹理模型,该纹理与图像的旋转无关. 频谱法基于滤波器理论,利用频谱中的高能窄脉冲的分布描述纹理中的全局周期性质. 1989,年 Mallat<sup>[7]</sup>首先提出小波变换方法,随后基于小波变换的各种提取纹理特征频谱方法<sup>[8]</sup>相继出现,典型的有傅立叶变换法、Gabor 变换法和小波变换法<sup>[9]</sup>. Rother 等<sup>[10]</sup>以 Graph cut 为基础,提出了 GrabCut. GrabCut 是对 Graph cut 的改进和扩展,是目前图像分割领域得到成熟应用的代表之一.

视觉研究表明,人在分辨纹理特征时,是通过图像进行频谱分析,进而得到一些称为纹理基元的局部特征差异实现的<sup>[11]</sup>. 基于频谱纹理分析的方法正是将信号转换到时频空间,这种纹理分析更加符合人对纹理信号的心理感知过程. 本文将借助 Gabor 小波描述纹理特征,把 Gabor 小波应用于纹理图像<sup>[12]</sup>,并结合 GMM 图像概率分布建模的 GrabCut<sup>[13]</sup> 的半交互式框架,进一步改进纹理图像的分割<sup>[14]</sup>. 在自然图像与合成的纹理图像上的实验表明,本文所提出的方法能够获得更好的分割效果.

## 1 Gabor 小波理论

### 1.1 Gabor 小波函数

为了计算得到一幅离散二维图像的多尺度多方向的纹理特征,需要将图像  $\mathbf{I}$  变换到频域空间表示. 假设  $G(x, y)$  是一个二维可微的平滑函数,对于 Gabor 函数,其定义如下式所示:

$$G(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right) + 2\pi ix\right) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right) \times (\cos(2\pi x) + i \sin(2\pi x)), \quad (1)$$

其中:  $\sigma_x$ 、 $\sigma_y$  分别是沿  $x$  方向和  $y$  方向对应 Gabor 函数的缩放系数,它们用来控制滤波器脉冲响应的宽度. 将  $G(x, y)$  作为 Gabor 小波变换的母波函数,通过适当旋转与缩放,得到一组自相似、方向与尺度差异的滤波器组,并通过对图像空间进行缩放与旋转变换得到

多尺度多方向的 Gabor 滤波器组,即

$$\begin{aligned} G_{s,\theta}(x, y) &= a^{-s}G(x', y'), \\ x' &= a^{-s}(x \cos \theta + y \sin \theta), \\ y' &= a^{-s}(y \cos \theta - x \sin \theta). \end{aligned} \quad (2)$$

其中:  $s$  为尺度,  $0 \leq s \leq S-1$ ,  $S$  为总尺度数;  $\theta$  为方向角,  $0 \leq \theta = k\pi/M$ ,  $k = 0, 1, \dots, M-1$ ,  $M$  为总方向数.

通过对原始图像空间的采样点进行上述多尺度的 Gabor 变换,结合频谱空间的二维 Gabor 滤波器组变换,可进一步求取采样点在频谱空间的多尺度多方向的参数化特征.

### 1.2 频谱空间二维 Gabor 滤波器组的参数化变换

为了获得一个包含多方向多尺度的滤波器组,可以对 Gabor 函数进行变换,将其转换到频谱空间. 由于各个尺度各个方向的滤波器组之间并非正交关系,造成滤波后的图像存在大量的冗余信息,为了克服该缺陷,在频率空间对相关参数进行转化计算. 对式(1)中的二维 Gabor 小波进行如下变换:

$$G(u, v) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left[\frac{(u-W)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2}\right]\right). \quad (3)$$

其中:  $\sigma_u = 1/2\pi\sigma_x$ ,  $\sigma_v = 1/2\pi\sigma_y$ . 由于相邻尺度滤波器的半峰值间存在指数级差异,式(2)中的缩放系数  $a$  可以计算如下:

$$a = (U_h U_l)^{\frac{1}{S-1}}, \quad (4)$$

其中:  $U_h$ 、 $U_l$  分别为  $S$  的最高中心频率与最低中心频率值,它能保证滤波器组的滤波响应在半峰值频谱空间相互接触而又互不重叠. 式(3)中的 Gabor 函数的相关参数可以通过式(2)和(4)进一步计算得到,其计算过程如下:

$$\begin{aligned} W &= \frac{U_h}{a^{S-s-1}}, \\ \sigma_u &= \frac{(a-1)W}{(a-1)\sqrt{2 \ln 2}}, \\ \sigma_v &= \tan\left(\frac{\pi}{2M}\right) \left[ W - 2\frac{\sigma_u^2 \ln 2}{W} \right] \left[ 2 \ln 2 - \left(\frac{2\sigma_u \ln 2}{W}\right)^2 \right]^{\frac{1}{2}}. \end{aligned} \quad (5)$$

通过以上二维 Gabor 小波函数的理论介绍,可以得到多尺度多方向的滤波器组,通过设置滤波参数

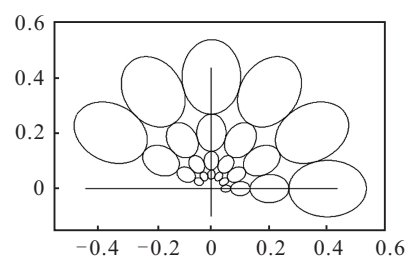


图 1 频谱空间二维 Gabor 滤波器的分布

$U_h = 0.45$ ,  $U_l = 0.06$ ,  $S = 4$ ,  $M = 6$ , 得到一个4尺度、6个方向的纹理特征, 如图1所示. 由图1可见, Gabor 理论具有多尺度、多方向的特征描述能力特性.

## 2 多尺度多方向纹理特征的能量建模

通过多尺度多方向的频率滤波器对二维离散图像进行处理后, 可以得到多尺度多方向的纹理特征. 假设用  $F(u, v) = \{f_0, f_1, \dots, f_{N-1}\}$  表示  $(u, v)$  点的 Gabor 纹理特征,  $N = M \times S$ . 其中:  $M$  是方向数,  $S$  是尺度数. 对于二维离散图像的每个像素点, 进行上述的多尺度多方向特征提取, 可以对纹理图像进行多尺度描述. 由于交互式的最优纹理图像分割问题一直是个科研难题, 需要将其转化为带先验信息的能量泛函最小化问题. 通过对初始的前景和背景纹理图像进行矩形框标注, 分别进行前景和背景的 GMM 概率分布建模, 并进一步利用最大流最小割的 GraphCut 实现前景和背景的纹理图像分割.

### 2.1 多尺度纹理能量泛函的构建

根据马尔科夫随机场能量泛函定义, 在纹理图像分割过程中, 需要对分割的前景目标区域与边缘进行限制, 其能量泛函公式化表示如下:

$$E(\gamma) = \sum_{p \in F} D_p(\gamma) + \beta \sum_{a, b \in N_r} S_{a, b}(\gamma). \quad (6)$$

其中:  $p$  为多尺度变换后图像中的一点对应的纹理特征  $F$ ;  $a, b$  为点邻接域  $r = 4, 8, 16$  的近邻区域;  $\gamma$  为前景和背景的分割标号,  $\gamma = 1$  表示前景,  $\gamma = 0$  表示背景;  $N_r$  为图像中所有邻接像素对所组成的集合. 式(6)中的第1项为区域项, 它描述了图像的区域信息, 表示像素点隶属于前景或背景的相似度; 第2项为边缘平滑项, 它用于评估邻接像素点  $a, b$  归属于不同标号集时的惩罚值;  $\beta$  为控制区域项与数据项之间的权重因子, 其值越大, 分割的区域一致性越好, 对形状单一、区域集中的目标就越适合, 而较小权重因子较适合局部细节可分性强、形状复杂且相对离散的目标.

### 2.2 纹理特征的 GMM 概率分布模型

对二维图像进行多尺度多方向频谱空间纹理特征提取后, 需要利用多尺度特征刻画不同的图像目标, 并对这些多尺度特征进行概率分布建模. 由于 GMM 概率分布模型可以描述任何类型的概率分布, 且具有对图像描述的鲁棒性和准确性, 对于式(6)中的区域项和边缘项, 可以采用 GMM 建模的方式来描述多尺度纹理特征的分布, 从而保证分割的目标接近于人眼的视觉分割效果. 对区域项进行 GMM 建模, 具体实现如下式所示:

$$D_p(\gamma) = \sum_{k=1}^K \rho_k \left( \prod_{l=0}^{N-1} \left( (2\pi\sigma_{k,l}^2(\gamma))^{-\frac{1}{2}} \times \right. \right.$$

$$\left. \left. \exp \left( -2 \frac{(p - u_{k,l}(\gamma))^2}{\sigma_{k,l}^2(\gamma)} \right) \right) \right)^{1/N}. \quad (7)$$

其中:  $K$  是聚类的中心数;  $\rho_k$  是 GMM 的第  $k$  个高斯分量部分的权重, 它反映了第  $k$  个高斯部分的特征贡献, 其初始值的大小为利用  $K$ -means 进行初始聚类过程中, 第  $k$  类的特征点个数与整个图像大小的比值;  $\sigma_{k,l}^2(\gamma)$ 、 $u_{k,l}(\gamma)$  为第  $k$  个高斯部分, 且其尺度与方向的乘积为  $l$  时对应的 Gabor 特征的均值和方差, 当  $p$  为 1 时, 取前景的第  $k$  个高斯部分的第  $l$  个均值和方差, 否则取背景的第  $l$  个均值和方差.

对于边缘项的高斯概率分布, 其计算如下:

$$S_{a, b}(\gamma) = [\gamma_a \neq \gamma_b] (d(a, b)^{-1} \exp(-\eta \text{dis}(a, b)^2) + \tau). \quad (8)$$

其中:  $\gamma_a$ 、 $\gamma_b$  分别为  $a, b$  两点的标签值;  $d(a, b)$  为  $a, b$  两点的像素值欧氏距离;  $\text{dis}(a, b)$  为  $a, b$  两点的多尺度多方向 Gabor 纹理特征的向量距离, 可以利用局部保持投影 LPP 的方式计算向量之间的距离. 为了提高图像的抗噪声特性, 引入抗噪常数  $\tau$  和分割边缘长度限制  $\eta$ .  $\eta$  为纹理特征的归一化系数, 其计算公式为

$$\eta = \left( 2 \left( \sum_{m, n \in N_r} \text{dis}(m, n)^2 \right) / |L| \right)^{-1}. \quad (9)$$

其中:  $|L|$  为图像中像素的个数, 即图像的大小;  $\text{dis}(m, n)$  为两个多尺度多方向特征的 LPP 距离度量.

通过上述对前景和背景分别进行 GMM 建模, 可以实现纹理图像分割的能量建模, 并可进一步实现最大流最小割的 GraphCut 纹理图像分割的求解.

## 3 GrabCut 的纹理图像分割

对于以上能量泛函的最小化问题, 可将能量函数转化为最大流最小割的图割模型实现, 即将纹理图像的最优分割问题转化为图的最大流最小割问题, 并通过 GrabCut 的迭代过程更新 GMM 模型的参数, 同时利用前景和背景的概率分布的 KL 度量决定迭代的终止. 对于能量泛函(6)的最小化问题, 可以映射为对应的加权图, 如图2所示.

这里首先给定一幅  $3 \times 3$  的图像, 用于图切分优化模型的简单说明. 对于原始的纹理图像可以转化为一个具有两个端点的加权图  $G = (V, E)$ . 其中:  $V$  是图像像素点与端点  $(s, t)$  的集合;  $E$  是边的集合, 它包括像素点属于前景和背景的加权相似边, 以及与邻域边之间的惩罚权重. 对于图2(a)中的原始纹理图像, 其  $f_1$  为前景的标记点,  $b_1$  为背景的标记点, 通过  $K$ -means 聚类得到纹理特征各自的类别, 经计算得到前景和背景的 GMM 的统计参数, 并通过 GMM 建立如图2(b)所示的加权图模型. 其中纹理图像中的点与端点  $(s, t)$  之间的边表明与前景或背景的相似度大小, 上半部分的边代表纹理图像中的像素点与前景的

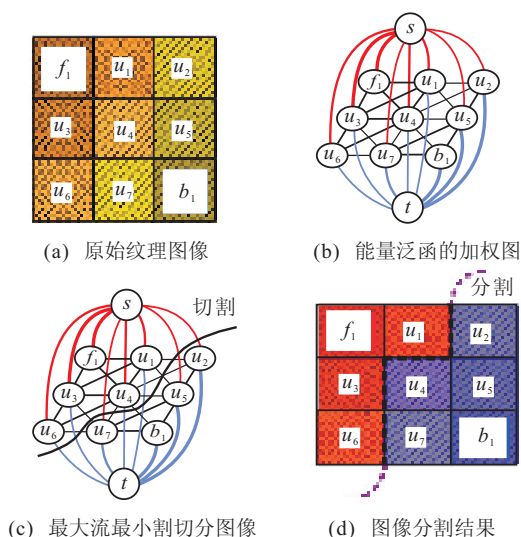


图 2 最大流最小割的实现过程

相似度, 下半部分的边代表与背景的相似度, 边越粗说明相似度越大. 在建立加权图后, 通过 Boykov<sup>[15-16]</sup>提出的经典最大流最小割进行全局最优的图割得到图 2(c); 再经过全局 S-T 最小割运算实现能量泛函的最小化, 最终得到图 2(d) 所示的纹理分割结果.

基于上述最大流最小割的思想, 为了得到最优的纹理图像分割结果, 可以通过 GrabCut 迭代分割逐步求解实现, 其算法描述如下.

1) 初始化. 假设前景矩形框为  $W_f$ , 背景为  $W_b$ , 且满足  $W_f \cup W_b = \Omega_I$ . 利用  $K$ -means 对前景  $W_f$  和背景  $W_b$  分别进行特征聚类, 并建立初始的图割模型  $G = (V, E)$ , 得到前景和背景各自对应的标签集  $L_F = \{\gamma_p = 1 | p \in W_f'\}$  和  $L_B = \{\gamma_p = 0 | p \in W_b'\}$ , 其中  $W_f'$  和  $W_b'$  是初次分割后的标签区域. 同时, 建立前景和背景所对应的 GMM 概率密度分布  $D_p (\gamma_p = 1)$  和  $D_p (\gamma_p = 0)$ . 再次建立上述图割模型, 并进行 GrphCut 最大流最小割切分, 得到新的标签集  $L'_F$  和  $L'_B$ .

2) 计算标签集  $L'_F$  和  $L'_B$  所对应的 GMM 相关统计参数: 方差  $\sigma_{k,l}^2(\gamma)$ 、均值  $u_{k,l}(\gamma)$  以及高斯分量的权重  $\rho_k$  (其中混合权重系数为当前属于该高斯分量的像素总数占图像总像素数的百分比).

3) 更新计算每个像素  $p$  到前景和背景所对应的概率  $D_p (\gamma = 1)$  和  $D_p (\gamma = 0)$ , 将式 (7) 中的区域项、(8) 中的惩罚项映射到加权图中, 通过 Boykov 的最大流最小割算法, 得到新的分割标签集.

4) 计算前景与背景的概率密度分布 KL<sup>[17]</sup> 距离并度量  $KL(GMM(L'_F) || GMM(L'_B))$ , 如果

$$\frac{|KL(\cdot)^{(t)} - KL(\cdot)^{(t-1)}|}{KL(\cdot)^{(t-1)}} \leq 0.01,$$

即前相邻两次分割的前景与背景的概率密度 KL 距离比值小于 0.01, 则终止 GrabCut 纹理图像分割, 转步骤 5), 否则转步骤 2).

5) 得到稳定的纹理图像分割结果, 退出.

经过上面 GrabCut 的迭代更新过程, 保证前景和背景的纹理图像分割达到一个稳定的状态, 这个状态是 GrabCut 迭代分割的结果, 它等价于前面描述的最小能量值.

## 4 实验及结果分析

通过上述基于 Gabor 的纹理图像分割理论的阐述和分割算法介绍, 为了验证本文所提出方法的有效性, 把自然图像和合成的纹理图像与基于 GrabCut 理论的分割方法进行实验对比分析.

首先, 把自然合成的纹理图像与伯克利大学提供的 BSDS300 自然图像库中的图像进行了纹理图像分割<sup>[17]</sup> 实验. 实验前, 需要对文中的相关参数进行有效初始化. 对于二维离散的纹理图像, 在后续的实验中都将采用如下相同的初始化参数设置: 尺度数  $S = 3$ , 方向数  $M = 4$ . 这个参数是通过 BSD300 数据库先验学习后选取的参数, 如此设置不仅可以确保多尺度纹理特征能够很好地刻画纹理的方向与尺度差异, 同时又能降低分割计算的时间复杂性和内存消耗, 对于 Gabor 小波变换的最高中心频率和最低中心频率分别设为  $U_h = 0.45$ ,  $U_l = 0.06$ , 控制区域项与惩罚项的平衡因子  $\beta = 0.5$ , 前景和背景  $K$ -means 聚类的中心数  $K = 5$ , 其抗噪声常数  $\tau = 5$ .

图 3(a) 中, 自然合成的纹理图像通过 Gabor 小波变换后, 在频谱空间的结果如图 3(b) 所示, 其从左到右的方向变化为  $\theta = k\pi/M$ ,  $k = 0, 1, 2, 3$ , 从上到下依次为尺度变化  $S = 0, 1, 2$  的多尺度多方向 Gabor 频谱空间变换后的纹理特征结果. 通过分析发现: 随着尺度数的递增, 纹理的细节信息丢失, 同质区域的一致性描述相对较好; 而随着方向性的变化, 当纹理方向与 Gabor 滤波方向接近一致时, 频率冲击响应较大, 转化后的图像比较清晰, 这恰好符合人眼的视觉识别机理. 本文提出的多尺度 Gabor 纹理特征的图像描述能力与分割方法, 可以通过基于 GrabCut 的半交互式分割框架进一步验证. 将一个矩形框框住前景目标, 如图 3(c) 所示. 位于框内的区域包含了目标对象前景区域和隶属度较大的未知背景区域, 而框外的部分则完全属于背景区域. 通过对矩形框的内外分别建立 GMM 概率分布模型, 利用最大流最小割算法, 可以分割得到图 3(d) 所示的分割结果, 其中边界线将前景和背景区域分割开来. 为了更清晰地显示分割区域, 将同一目标区域利用相同的颜色均值进行标注, 其结果如图 3(e) 所示. 可见, 不同尺度的纹理目标被准确地分割. 分割对应的前景和背景区域如图 3(f) 和图 3(g) 所示, 可见, 被分割的前景和背景区域, 其分割目标区域的完整性和一致性较好.

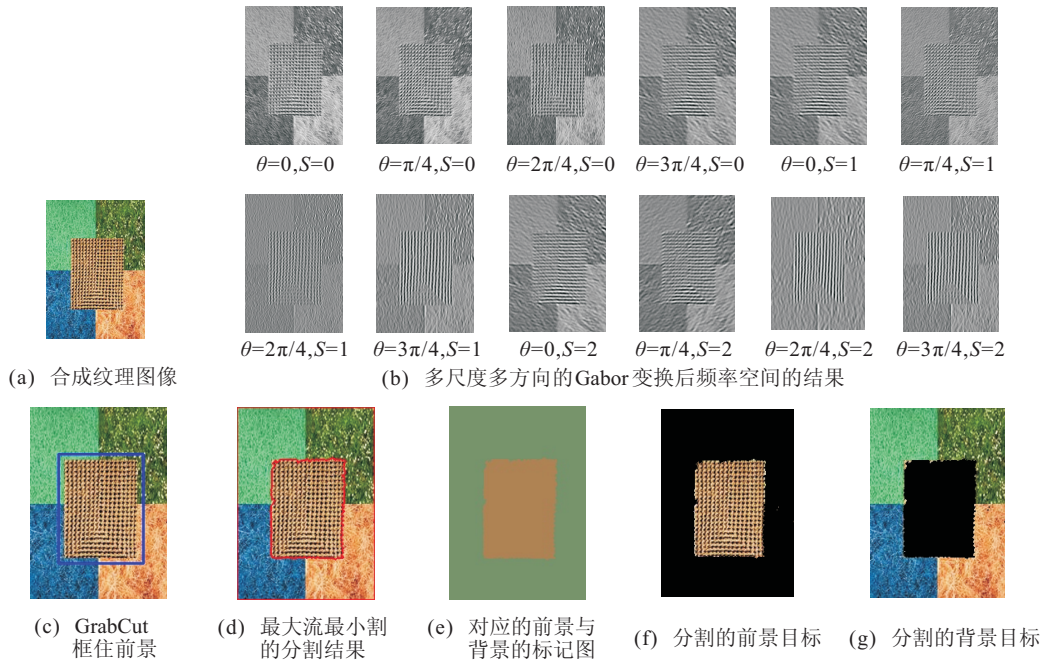


图 3 合成纹理图像分割的结果

为了进一步验证本文方法的有效性和准确性,再次在自然纹理图像以及 BSDS300 自然图像库上,将本文方法、Carsten Rother<sup>[10]</sup>方法以及 GACWRF 方法<sup>[18]</sup>进行实验对比分析.需要注意的是,这里利用相同的矩形框框住前景目标.每种分割方法(依次为 Carsten Rother、GACWRF 以及本文方法)的结果如图 4 所示,其中每幅图中从左到右依次为分割的最终结果、前景和背景区域的均值标注、前景分割的目标区域.对于图 4(a)所示的斑马图像,由图 4(b)和图 4(c)可见,利用 Carsten Rother 方法和 GACWRF 方法分割的斑马腿部和耳朵出现了部分丢失;而本文提出的方法却能很好地保留局部细节,且斑马区域的整体一致性较好.

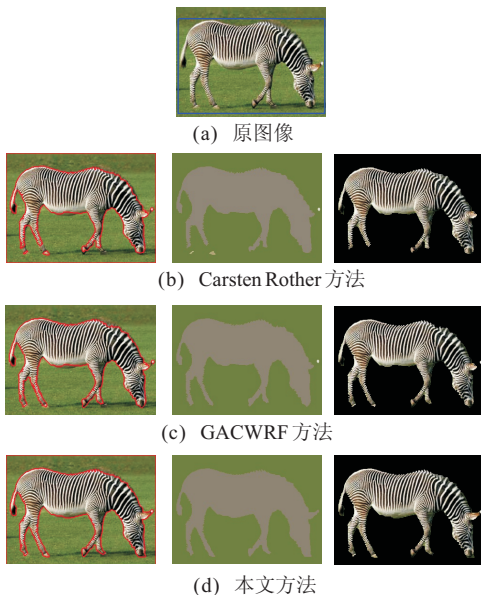


图 4 自然纹理图像

对于图 5(a)所示的海蘑菇图像,本文方法相对于 Carsten Rother 和 GACWRF,能够将下部的粗纹理区域和上部的细纹理区域作为一个整体分割出来;而 Carsten Rother 却将粗纹理区丢掉,出现了欠分割现象;GACWRF 方法分割的区域较为离散,且出现很多较小的噪声区域.这些对比分割实验显示,本文提出的分割方法能够很好地分割出近似同质的纹理区,且区域连通性较好.

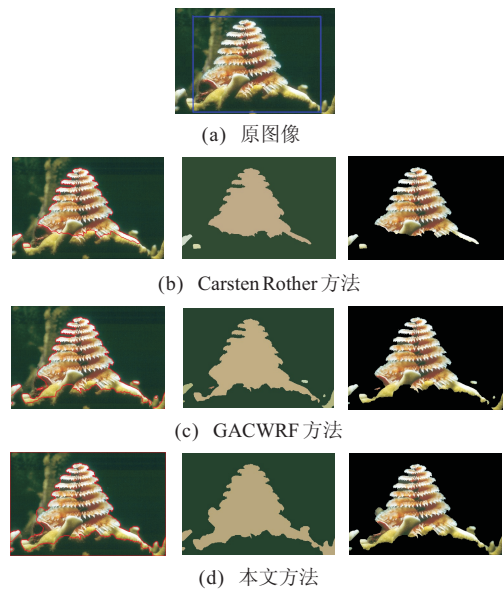


图 5 BSDS300 图像库中的自然图像

为了进一步对本文所使用的 3 种对比方法的效率进行有效性分析,本文在 BSD300 数据库上随机选取 20 幅图片,采用 PRI 概率随机检索进行准确度量.量化前,采用 4 张人工分割图像作为地面真实的参考,量化的结果如表 1 所示.

表 1 PRI 准确率度量

对比方法	平均 PRI 准确率	平均耗时/s
Carsten Rother 方法	0.895	6
GACWRF 方法	0.923	12
本文方法	0.937	10

由表 1 中平均 PRI 准确率可见, 本文方法的分割准确率最高, 表明本文方法分割的结果更加接近于地面真实分割结果, 同时, 从分割算法的时间消耗可见, 本文方法分割过程的收敛速度快于 GACWRF, 原因在于本文方法在利用  $K$ -means 进行初始化时进行了加速处理. 但是, 其时间分割代价则略高于 Carsten Rother, 原因在于本文方法在利用 Gabor 小波进行多尺度纹理特征提取时, 所采用的 Gabor 小波滤波器组卷积运算相对较为耗时, 因此分割收敛速度略慢于 Carsten Rother. 但从整体上考虑, 本文方法的分割性能优于 Carsten Rother 方法和 GACWRF 方法.

综上所述, 本文方法具有分割效果好、准确性高等特点. 实验结果表明了该方法的有效性, 它能够很好地完成图像的分割, 显示出基于 Gabor 变换的纹理图像分割方法的潜在应用前景.

## 5 结 论

纹理图像分割是计算机视觉领域的一个热点和难点问题. 现有的纹理图像分割技术存在过渡区分割不精确或不完整、易丢失甚至失效的现象. 为此, 本文提出了基于 Gabor 小波变换的 GrabCut 纹理图像分割方法, 该方法具有分割目标相对准确, 目标区域的整体性与边界的连续性、光滑性更好, 同时视觉一致性较好. 与相关方法的分割实验对比表明, 本文方法不仅可以有效地提取纹理特征, 获得较高的分割质量, 而且性能稳定, 可以作为经典方法的有效补充.

## 参考文献(References)

[1] 朱文浩, 魏宝刚. 基于样本的纹理合成技术综述[J]. 中国图像图形学报, 2008, 13(11): 2063-2069.  
(Zhu W H, Wei B G. The technology of sampled based texture synthesis[J]. J of Image and Graphics, 2008, 13(11): 2063-2069.)

[2] Haralick R M. Statistical and structural approaches to texture[J]. Proc of the IEEE, 1979, 67(5): 786-804.

[3] Haralick R M, Shanmugam K, Dinstein I. Texture features for image classification[J]. IEEE Trans on Systems, Man, and Cybernetics, 1973, 3(6): 610-621.

[4] Shapiro L G, Stockman G C. Computer vision[M]. New Jersey: Prentice Hall, 2001: 20-49.

[5] Yokoyama R, Haralick R M. Texture pattern image generation by regular Markov chain[J]. Pattern Recognition, 1979, 11(4): 225-233.

[6] Mao J, Jain A K. Texture classification and segmentation using multiresolution simultaneous autoregressive models[J]. Pattern Recognition, 1992, 25(2): 173-188.

[7] Mallat S G. Multifrequency channel decompositions of images and wavelet models[J]. IEEE Trans on Acoustics, Speech and Signal Processing, 1989, 37(12): 2091-2110.

[8] Scharcanski J. Stochastic texture analysis for monitoring stochastic processes in industry[J]. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(11): 1701-1709.

[9] Do M N, Vetterli M. Wavelet-based texture retrieval using generalized gaussian density and Kullback-Leibler distance[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2002, 11(2): 146-158.

[10] Rother C, Kolmogorov V, Blake A. GrabCut: Interactive foreground extraction using iterated graph cuts[J]. ACM Trans on Graphics, 2004, 23(3): 309-314.

[11] 张刚, 马宗民. 一种采用 Gabor 小波的纹理特征提取方法[J]. 中国图像图形学报, 2010, 15(2): 247-254.  
(Zhang G, Ma Z M. An approach of using Gabor wavelets for texture feature extraction[J]. J of Image and Graphics, 2010, 15(2): 247-254.)

[12] 周良芬, 何建农. 基于 GrabCut 改进的图像分割算法[J]. 计算机应用, 2013, 33(1): 49-52.  
(Zhou L F, He J N. Improved image segmentation algorithm based on GrabCut[J]. J of Computer Applications, 2013, 33(1): 49-52.)

[13] 贾云涛, 胡事民. 基于图切分的交互式图像染色算法[J]. 计算机学报, 2006, 29(3): 508-512.  
(Jia Y T, Hu S M. Interactive Graph cut colorization[J]. Chinese J of Computers, 2006, 29(3): 508-512.)

[14] Chen D, Chen B, Mamic G, et al. Improved GrabCut segmentation via GMM optimization[C]. Proc of the 2008 Int Conf on Digital Image Computing: Techniques and Applications. Washington DC: IEEE Computer Society, 2008: 39-45.

[15] Boykov Y, Veksler O, Zabih R. Faster approximate energy minimization via graph cuts[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2001, 23(11): 1-18.

[16] Boykov Y, Kolmogorov V. An experimental comparison of min-cut/max-flow algorithms for energy minimization in vision[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(9): 1124-1137.

[17] Lenglet C, Rousson M, Deriche R. DTI segmentation by statistical surface evolution[J]. IEEE Trans on Medical Imaging, 2006, 25(6): 685-700.

[18] Tao W B. Iterative Narrowband-based graph cuts optimization for geodesic active contours with region forces(GACWRF)[J]. IEEE Trans on Image Processing, 2012, 21(1): 284-296.