

基于测地线活动区域模型的非监督式纹理分割*

何源⁺, 罗予频, 胡东成

(清华大学 自动化系, 北京 100084)

Unsupervised Texture Segmentation Based on Geodesic Active Regions

HE Yuan⁺, LUO Yu-Pin, HU Dong-Cheng

(Department of Automation, Tsinghua University, Beijing 100084, China)

+ Corresponding author: Phn: +86-10-62792482, E-mail: heyuan97@mails.tsinghua.edu.cn

He Y, Luo YP, Hu DC. Unsupervised texture segmentation based on geodesic active regions. *Journal of Software*, 2007,18(3):592-599. <http://www.jos.org.cn/1000-9825/18/592.htm>

Abstract: This paper proposes an algorithm based on curve evolution for unsupervised texture segmentation. A multidimensional feature space is achieved by using a Gabor filter bank to extract texture features. To avoid deforming contours directly in a vector-valued space, a Gaussian mixture model (GMM) is used to describe the statistical distribution of the space and get the boundary and region probabilities. Then a framework of geodesic active regions is applied based on them to get final results. In the end, the experimental results demonstrate that this method can obtain satisfied boundaries between different texture regions.

Key words: texture segmentation; Gabor filter; snakes; geodesic active regions

摘要: 提出了一种基于曲线演化的非监督式纹理分割算法.在用 Gabor 小波库提取纹理特征之后,可以得到一个多维的特征图像.为了避免直接在多维空间中应用曲线演化模型,采用高斯混合模型(Gaussian mixture model,简称 GMM)来描述该特征图像的概率分布,再从分布模型中计算得到每个像素点的区域信息和边界信息.综合两种信息,并应用测地线活动区域模型来获得最终分割结果.实验结果显示,这种方法能够获得良好的区域边界.

关键词: 纹理分割; Gabor 小波; 活动轮廓模型; 测地线活动区域模型

中图分类号: TP391 文献标识码: A

纹理是表达物体表面或结构的基本属性,但是,由于其形式上的广泛性和多样性,目前对纹理还没有一个明确而又统一的定义.一般我们认为,纹理是图像灰度或色彩在空间上的变化或重复.一直以来,基于纹理的分析和应用是机器视觉和图像处理领域的一个重要课题.而纹理分割^[1]是纹理分析和应用的基础,一般的基于色彩或灰度信息的图像分割理论,其分割特征在每个像素上具有独立性,可以认为是基于像素的;而纹理是像素在空间中有规律分布的体现,其分割特征是基于区域的.因此,对于纹理分割的一般思路是:首先,通过特征提取将图像转化到特征空间;然后,再对其进行分割.目前被广泛用于纹理特征提取的方法是基于二阶灰度信息的统计特征的,例如 Markov 随机场、Gibbs 随机场、Gabor 滤波器、Gabor 小波^[2,3]以及结构张量^[4,5].

近十几年来,Gabor 滤波器被广泛应用于图像表示、恢复和分割等领域,其依据主要有以下两点:首先,Gabor

* Received 2005-05-26; Accepted 2006-04-20

滤波器能够很好地模拟哺乳动物视皮层简单细胞的感受域,符合视觉生理的特点;其次,Gabor 滤波器能够获得频率域和空间域的最佳联合分辨率.基于 Gabor 滤波器的特征提取和应用可参考文献[6].由于纹理在方向、频率、精细程度上是多种多样的,而小波变换的窗口大小可以随着窗口中心频率的变化而自适应地调节,因此,我们通常采用 Gabor 小波族来代替单一的 Gabor 滤波器进行纹理特征提取.

用 Gabor 小波族滤波得到一个多维的特征图像后,问题转化为如何在这个多维空间中进行分割.Kass 等人提出的活动轮廓模型(active contour model,或 Snakes),是目前被广泛研究和应用的一种图像分割方法,具有良好的边界检测和抵抗噪声的性能.它包括基于能量的参数型和基于曲线、曲面运动的几何型两种^[7];Caselles 在二者的基础上提出了测地线活动轮廓模型(geodesic active contours)^[8],将图像空间表示为一个用图像固有信息来定义测度的黎曼空间,而能量最小化的过程就是在该空间中寻找一条测地线.测地线的寻找可以利用基于平均曲率和梯度流的几何模型来计算.该模型已被应用于纹理分割^[9].在测地线活动轮廓模型中加入区域信息,则称为测地线活动区域(geodesic active regions)模型^[10].

最初,这些模型都只用于灰度图像,这是因为在多维图像中难以计算梯度流.向量空间的梯度流计算一般有两种途径:其一是先对每个通道单独处理,再将结果融合得到最终梯度流,但融合过程难度较大,缺乏一个统一的标准;另一种方法是直接考虑向量信息,通过计算张量矩阵的特征值、特征向量来得到梯度流.其缺点是计算量很大.Paragios 用一种监督式的方法来获得边界和区域信息,从而将测地线活动区域模型应用于纹理分割^[10].

本文提出一种非监督式纹理分割方法,分割前不需要提供先验知识.主要思路是:通过用一个多维的高斯混合模型来描述特征图像的统计分布,从中得到每个像素分别位于各区域内部和边界上的概率;然后,从这两种概率中计算出梯度流;最后,应用测地线活动区域模型,使得初始曲线经过变形被吸引到目标边界上.算法的实现采用了水平集(level set)^[11]的方法.

本文第 1 节和第 2 节简要介绍 Gabor 小波和测地线活动区域模型.第 3 节详细介绍本文提出的纹理分割方法.第 4 节列举一些实验结果,并在最后一节中给出结论.

1 Gabor 小波

Gabor 函数是一个用高斯函数调制的复正弦函数,能够在给定区域内提取出局部的频域特征.一个典型的 2-D Gabor 函数 $h(x,y)$ 及其傅立叶变换 $H(u,v)$ 有以下形式:

$$\begin{cases} g(x,y) = \frac{1}{2\pi\sigma_x\sigma_y} \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{x^2}{\sigma_x^2} + \frac{y^2}{\sigma_y^2}\right)\right) \\ h(x,y) = g(x,y) \cdot \exp(2\pi jWx) \\ H(x,y) = \exp\left(-\frac{1}{2}\left(\frac{(u-W)^2}{\sigma_u^2} + \frac{v^2}{\sigma_v^2}\right)\right) \end{cases} \quad (1)$$

其中: $g(x,y)$ 是用来调制的高斯函数; σ_x 和 σ_y 是其在两个坐标轴上的标准方差,它们决定了滤波器作用区域的大小; W 为复正弦函数在横轴上的频率.

将 Gabor 函数分解为实部 $h_R(x,y)$ 和虚部 $h_I(x,y)$ 两个分量,则用它滤波得到的图像为

$$S(x,y) = \sqrt{(h_R * I)(x,y)^2 + (h_I * I)(x,y)^2} \quad (2)$$

其中, $(h * I)$ 表示图像 I 和滤波器 h 的卷积. $S(x,y)$ 经过高斯平滑,即为该 Gabor 滤波器提取出的特征图像.

如果以 $h(x,y)$ 为母小波,通过对其进行适当的尺度变换和旋转变换,我们可以得到一组自相似的滤波器,称为 Gabor 小波.

$$h_{mn}(x,y) = a^{-m} h(x',y'), \quad a > 1, m, n \in Z \quad (3)$$

其中: $x' = a^{-m}(x \cos \theta + y \sin \theta)$, $y' = a^{-m}(-x \sin \theta + y \cos \theta)$, $\theta = n\pi/K$; a^{-m} 为尺度因子; S 和 K 为尺度和方向的数目, $m=0,1,\dots, S-1, n=0,1,\dots, K-1$. 通过改变 m 和 n 的值,就可以得到一组方向和尺度不同的 Gabor 滤波器.假设小波族包含 S 个尺度, K 个方向,并且频率范围为 $[U_l, U_h]$, 一种参数选择方法如下^[12]:

$$\begin{cases} a = (U_h / U_l)^{-1/(S-1)} \\ U_{(n)} = a^n U_l \\ \sigma_{u(n)} = (a-1)U_{(n)} / \left[(a+1)\sqrt{2\ln 2} \right] \\ \sigma_{v(n)} = \tan(m\pi/(2K)) \left[U_{(n)} - 2\ln 2(\sigma_{u(n)}^2 / U_{(n)}) \right] / \sqrt{2\ln 2 - (2\sigma_{u(n)} \ln 2 / U_{(n)})^2} \end{cases} \quad (4)$$

用 Gabor 小波族对图像进行处理之后,选择其中分类效果最明显的几个通道组成特征空间。

2 测地线活动区域模型

首先介绍测地线活动轮廓模型.它是传统的基于能量的活动轮廓模型的一个几何扩展.以灰度图像为例,我们用 $I:[0,w] \times [0,h] \rightarrow R$ 表示一幅图像, $C(p):[0,1] \rightarrow R^2$ 表示一条参数化曲线, $g(r):[0,\infty] \rightarrow R^+$ 是一个单调递减函数,当 r 趋于 0 时, g 趋向于无穷大.在曲线 C 上定义不同的能量函数并最小化它,我们就能得到不同的边界.在测地线活动轮廓模型中,该能量被定义为

$$E(C(p)) = \int_0^1 (\alpha |C_p|^2 + \beta g(|\nabla I(C(p))|)^2) dp \quad (5)$$

上式右边第 1 项控制曲线的平滑性,第 2 项将曲线吸引至物体边界上去. α 和 β 均为非负实数,用来控制两项的权重. Caselles^[8] 指出:最小化该能量函数的过程就是在一个黎曼空间中寻找一条最短的、保持光滑的测地线,其长度被定义为

$$L_R = \int_0^1 g(|\nabla I(C(p))|) |C'(p)| dp \quad (6)$$

用 ∂R 表示区域 R 的边界,如果用 $p_{Bound(R)}(I(x,y))$ 来表示点 $I(x,y)$ 位于区域 R 边界上的概率,则测地线长度可以被定义为

$$L_R = \int_0^1 g(p_{Bound(R)}(I(\partial R(p)))) |\partial R(p)| dp \quad (7)$$

测地线活动轮廓模型是基于边界信息的,如果在能量函数中加入区域信息,则称为测地线活动区域模型^[10].该模型已被应用于目标跟踪^[13]等领域.假设图像由互不重叠的两个区域 R_A 和 R_B 组成,设定区域能量为

$$E_{Region} = - \left(\iint_{R_A} \log p_A(I(x,y)) dx dy + \iint_{R_B} \log p_B(I(x,y)) dx dy \right) \quad (8)$$

其中, p_A 和 p_B 是像素分别位于 R_A 和 R_B 区域内部的概率.综合测地线长度和区域能量,就得到了测地线活动区域模型,其能量被定义为

$$E(\partial R) = \alpha \int_0^1 g(p_{Bound(R)}(I(\partial R(p)))) |\partial R(p)| dp - \beta \left(\iint_{R_A} \log p_A(I(x,y)) dx dy + \iint_{R_B} \log p_B(I(x,y)) dx dy \right) \quad (9)$$

α 和 β 为两者之间的权重系数.

3 纹理分割

本文采用测地线活动区域模型,而模型所需要的边界信息和区域信息都是在对特征图像的分布建立模型后获得的.众所周知,纹理区域的准确边界是很难获得的,这是因为纹理不是单个像素的特征,而是其所在区域的二阶或高阶统计特征.对于灰度图像,可以用直方图来表示灰度级的分布,用混和高斯模型对其拟合后可得到各像素属于各个区域的概率.本文所用方法与之类似,估计出模型参数并得到区域信息后,再从区域信息中提取出边界信息.

假设图像 $I(x,y)$ 由 K 个不同的纹理分量组成,而包含有第 i 个分量的区域为 R_i ,其边界用参数化的曲线表示为 $\partial R_i(p):[0,1] \rightarrow R^2$.这种定义不受拓扑结构的限制,即假定一个区域可以有多个封闭的边界曲线.

3.1 特征图像分布模型

对特征图像的分布建立模型的主要目的是能够用有限的参数集来描述纹理的分布概率,该模型应该具有良好的分辨能力.最常用的模型是直方图,也就是通过对特征图像各像素对应的特征向量进行离散化,得到的数值能够直接对应于该像素所属的纹理区域,但建模成功与否取决于离散化过程,而且在一般情况下都需要太多的参数来描述.Paragios^[10]采用监督式的方法,用一个已知的纹理样本集处理后得到的特征向量集合来对特征图像进行拟合.这种方法在使用中受到较大的限制,因此,本文采用一种非监督式的方法,直接用混合高斯模型(GMM)来描述特征图像的概率分布.

假设在图像 I 经过 Gabor 小波族滤波和通道选择之后,我们得到了一个 M 维的特征图像 $\chi:[0,w] \times [0,h] \rightarrow R^M$. 为了获得 GMM 的组成分量数目,同时也为了加速模型参数估计的过程,首先用 MeanShift 方法对该特征图像的亚采样集进行简单的聚类.假设聚类结果为 K 类,计算得到每类的均值 μ_k 、协方差矩阵 Σ_k 和先验概率 $P(k)$, $k=1,2,\dots,K$,则我们可以用一个 M 维的包含 K 个分量的 GMM 来描述特征图像的分布.

像素 (x,y) 对应的特征向量为 $\chi(x,y)$, 它的分布概率是

$$p(\chi(x,y) | \Theta) = \sum_{k=1}^K p(\chi(x,y) | \mu_k, \Sigma_k) P(k) \quad (10)$$

其中: Θ 是模型参数的集合, $\Theta = \{(\mu_k, \Sigma_k, P(k)), k=1,2,\dots,K\}$, 可以用最大期望算法(EM)^[14]来估计.

3.2 定义区域信息

我们认为,模型中每一分量将对应一种纹理区域.像素点 (x,y) 属于第 k 个纹理分量区域 R_k 的概率为 $p_k(\chi(x,y) | \Theta)$, 以下简记为 $p_k(\chi(x,y))$, 则有

$$\sum_{k=1}^K p_k(\chi(x,y)) = 1 \quad (11)$$

结合 GMM 模型的定义可得

$$p_k(\chi(x,y)) = \frac{p(\chi(x,y) | \mu_k, \Sigma_k) P(k)}{p(\chi(x,y) | \Theta)} = \frac{p(\chi(x,y) | \mu_k, \Sigma_k) P(k)}{\sum_{k=1}^K p(\chi(x,y) | \mu_k, \Sigma_k) P(k)} \quad (12)$$

于是,就得到了模型所需要的区域信息.

3.3 定义边界信息

下面计算像素点 (x,y) 位于区域 R_i 的边界上的概率 $P_{\text{Bound}(R_i)}(x,y)$. 首先计算其在 R_i 和 $R_j(i \neq j)$ 之间边界上的概率.如果该像素点从某一方向 θ , 将所在区域划分为两个邻域 r_L 和 r_R , 并有 $r_L = \{(x_{L_i}, y_{L_i}) | i=1,2,\dots,N_L\}$, $r_R = \{(x_{R_i}, y_{R_i}) | i=1,2,\dots,N_R\}$, 则可以分别计算出它们属于纹理区域 R_k 的概率为

$$\begin{cases} P_k(r_L) = \frac{1}{N_L} \sum_{i=1}^{N_L} p_k(\chi(x_{L_i}, y_{L_i})) \\ P_k(r_R) = \frac{1}{N_R} \sum_{i=1}^{N_R} p_k(\chi(x_{R_i}, y_{R_i})) \end{cases} \quad (13)$$

则像素点 (x,y) 在方向 θ 上位于两个区域 R_i 和 R_j 之间边界上的概率为

$$P_{\text{Bound}(R_i, R_j), \theta}(x,y) = P_i(r_L) \cdot P_j(r_R) + P_j(r_L) \cdot P_i(r_R) \quad (14)$$

我们假设所有的边界只有 4 种方向,分别对应 $\theta=0, \pi/2, \pi/4, 3\pi/4$, 其分割所得两邻域的组成如图 1 所示.则可以分别计算得到 4 个方向上的边界概率,使其取值最大的方向 θ 为该点的边界方向.因此,点 (x,y) 位于两个区域 R_i 和 R_j 之间边界上的概率为

$$P_{\text{Bound}(R_i, R_j)}(x,y) = \max_{\theta=0, \pi/2, \pi/4, 3\pi/4} P_{\text{Bound}(R_i, R_j), \theta}(x,y) \quad (15)$$

由此可得点 (x,y) 位于区域 R_i 边界上的概率为

$$P_{Bound(R_i)}(x, y) = \sum_{j=1}^K P_{Bound(R_i, R_j)}(x, y) \tag{16}$$

其中, $P_{Bound(R_i, R_i)}(x, y) = 0$.

至此,即获得模型所需要的边界信息.

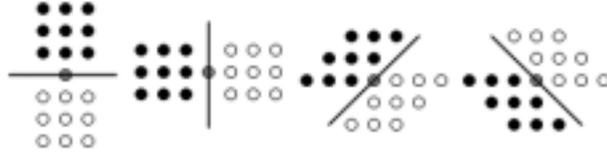


Fig.1 Boundaries in four directions

图 1 4 种方向上的边界

3.4 应用能量模型

要应用测地线活动区域模型,首先需要定义能量.下面,我们通过两种方式来定义能量.定义好能量后,一般情况下,最小化该能量需要求解一个偏微分方程(partial difference equation,简称 PDE).根据 Euler-Lagrange 方程得出曲线演化公式,然后应用水平集方法进行求解.

3.4.1 对单一区域定义能量

根据测地线活动区域模型的定义,如果选取区域 R_i 作为我们感兴趣的区域,其边界 ∂R_i 将整幅图像分割为 R_i 和 \bar{R}_i 两部分,定义能量为

$$E(\partial R_i) = \alpha \int_0^1 g(p_{Bound(R_i)}(\partial \dot{R}_i(p))) |\partial \dot{R}_i(p)| dp - \beta \left[\iint_{R_i} \log p_i(\chi(x, y)) dx dy + \iint_{\bar{R}_i} \log(1 - p_i(\chi(x, y))) dx dy \right] \tag{17}$$

假设点 $u=(x, y)$ 是位于曲线 ∂R_i 上的一个点,根据 Euler-Lagrange 方程最小化式(17)的过程中,曲线在点 u 处应该依据下式变形:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \left\{ \beta \log \left(\frac{1 - p_{R_i}(\chi(u))}{p_{R_i}(\chi(u))} \right) + \alpha [g(|\nabla p_{Bound(R_i)}(u)|) \kappa - \nabla g(|\nabla p_{Bound(R_i)}(u)|) \cdot \bar{N}] \right\} \bar{N} \tag{18}$$

其中, κ 和 \bar{N} 分别为曲线在点 u 处的平均曲率和法向量.

3.4.2 对整幅图像定义能量

能量也可以定义在整幅图像所有区域的边界上,定义为

$$E(\partial R_i) = \sum_{i=1}^K \left(\alpha \int_0^1 g(p_{Bound(R_i)}(\partial \dot{R}_i(p))) |\partial \dot{R}_i(p)| dp - \beta \iint_{R_i} \log p_i(\chi(x, y)) dx dy \right) \tag{19}$$

此时,不能用同一条曲线来表示所有的物体边界.对于每一个纹理区域 R_i ,定义一个水平集函数 $\phi_i: R^2 \rightarrow R$ 表示其边界 ∂R_i .假设 $u_i=(x, y)$ 为该边界上一点,则根据 Euler-Lagrange 方程求得曲线在该点的演变公式是

$$\frac{\partial u_i}{\partial t} = \left\{ \beta \log \left(\frac{1 - p_{R_{K_i}}(\chi(u_i))}{p_{R_i}(\chi(u_i))} \right) + \alpha [g(|\nabla p_{Bound(R_i)}(u_i)|) \kappa - \nabla g(|\nabla p_{Bound(R_i)}(u_i)|) \cdot \bar{N}] \right\} \bar{N} \tag{20}$$

其中, K_i 的含义为:假设点 u_i 将所在区域分割为两个小区域 R_{K_i} 和 R_i 时,后验概率最大,即表示

$$P_{Bound(R_i, R_{K_i}), \theta}(x, y) = \max_{j, \theta} P_{Bound(R_i, R_j), \theta}(x, y) \tag{21}$$

同时,对 K 条曲线 $\{\phi_i, i=1, 2, \dots, K\}$ 进行曲线演化的方法被称为组合式水平集方法.

4 实验结果与分析

实验图像是由 Brodatz 纹理库中不同纹理样张合成的,我们使用了一个包含 12 个通道的 Gabor 小波族

($S=3, K=4, U_l=0.044, U_h=0.35$)来提取纹理特征,覆盖了 3 个尺度和 4 个方向.

首先,以由纹理样张 D16 与其旋转之后的图像合成的图像(如图 2(a)所示)为例.图像中心的小区域和外部的
大区域为同一种纹理,因此,通过模型参数估计得到了一个由两个分量组成的高斯混合模型;然后,通过纹理分
割得到的是 3 个区域的边界.能量被定义在外部大区域的纹理分量上,初始曲线设定如图 2(b)所示;经过若干步
演化得到中间结果如图 2(c)所示;最终分割结果如图 2(d)所示.可以看出:这种方法能够很好地区分特征明显的
纹理,并且不受拓扑结构的限制.

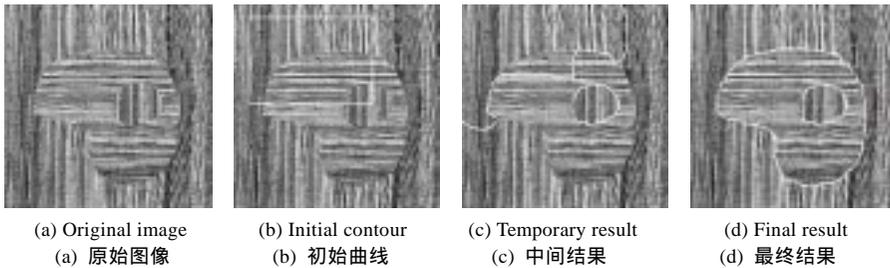


Fig.2
图 2

然后,以 3 个纹理样张 D3、D110 和 D84 合成的图像(如图 3(a)所示)为例,能量被定义在整幅图像上.在用滤
波器库提取特征并选择通道之后,我们得到了每个像素点由一个二维向量表示的特征图像.自动设置如图 3(b)
所示的初始曲线后,经过如图 3(c)所示的演化中间结果,可得最后的分割结果,如图 3(d)所示.虽然原图中的纹理
区域并不均匀,表现在各区域内分布有一定的噪声,但实验结果表明,本文的方法能够抵抗这些噪声的影响,提
取出比较精确的区域边界.

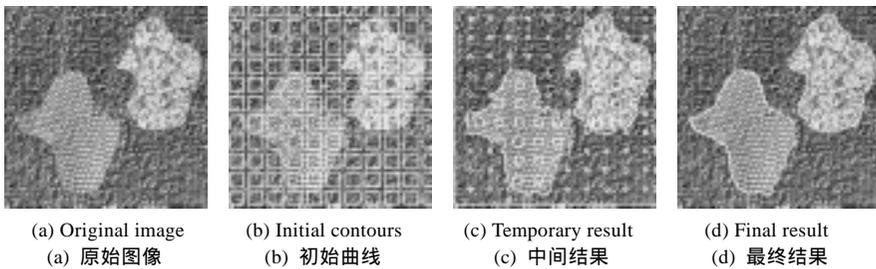


Fig.3
图 3

更多的实验结果如图 4 所示,两个原始图像都由 5 种不同的纹理样张组合而成,在计算中使用了包含 5 个
分量的 GMM 来描述特征空间的分布,然后仅仅跟踪其中一个分量的边界.

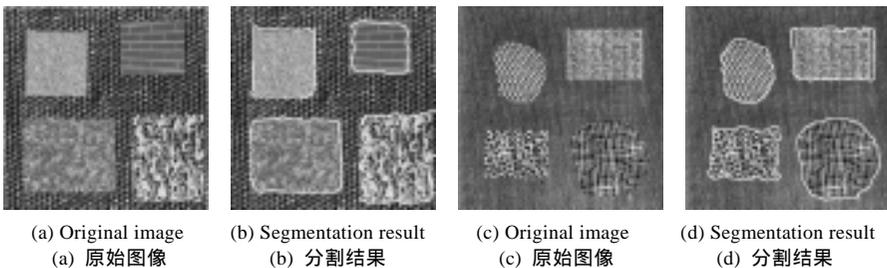


Fig.4
图 4

我们用以上 4 个实验来对本方法作性能评价,定量分析结果见表 1.所采用的评价标准为文献[15]中提供的分别基于区域和边界的图像分割质量评价指标.在基于边界的评价方法中,如果用 G 和 B 分别表示真实边界和分割所得边界,则 G 上各点到 B 的最小距离和 B 上各点到 G 的最小距离分别构成了两个分布 D_G^B 和 D_B^G , 它们的均值 μD_G^B , μD_B^G 和方差 σD_G^B , σD_B^G 可以被用来度量 G 和 B 之间的偏离,单位为像素.数值越小,则 G 和 B 的吻合程度越高.另一方面,在基于区域的评价方法中,文献[15]定义了基于标准化 Hamming 距离的分割性能度量函数 p ,其值域为 $[0,1]$.分割区域与真实区域吻合程度越高,则 p 越接近于 1,并在此基础上定义了区域分割的两种误差:漏检率 e_R^m 和虚警率 e_R^f ,误差越小,则分割性能越好.

Table 1 Quantitative evaluation of segmentation results

表 1 分割结果的定量分析

	Region-Based			Boundary-Based			
	e_R^m	e_R^f	p	μD_G^B	σD_G^B	μD_B^G	σD_B^G
Fig.2(d)	0.010	0.013	0.988	1.256	1.029	1.283	1.059
Fig.3(d)	0.008	0.019	0.986	1.566	1.179	1.572	1.391
Fig.4(b)	0.012	0.045	0.970	2.266	1.523	2.555	1.523
Fig.4(d)	0.037	0.042	0.960	2.526	1.390	2.862	1.932

从表 1 中我们可以看出,混合高斯模型适合于用来描述特征图像的概率分布.当图像是由 2~3 个纹理区域组合而成时,这种方法能够有效抵抗噪声的影响,获得比较精确的区域边界;但当这种方法应用于多个纹理区域合成的图像时,最终得到的边界曲线与实际边界并不能很好地吻合,局部存在较大的误差.这主要是由于多个纹理分量给特征提取以及模式分类带来了更大的难度.而用 Gabor 滤波器处理的过程是在以每个像素为中心的一个窗口中进行的,因而在边界附近获得的特征向量不能明显地属于某个纹理分量;与此同时,它们也会给高斯混合模型参数的估计带来影响.因此,纹理分割的效果将首先受到特征提取结果好坏的影响.

5 结 论

本文综合了纹理特征提取和图像分割的几种较为有效的算法,提出了一种非监督式的纹理分割方法.该方法通过一组 Gabor 滤波器提取出纹理特征后,可以得到一个多维的特征图像;然后采用一个高斯混合模型来描述特征图像的空间分布,从而避免了直接在多维空间中进行曲线演化.从该模型中获得所需要的边界和区域信息之后,特征图像被转化到一维空间中,再应用测地线活动区域模型就可以显著地简化计算方法.实验结果表明,该方法能够获得良好的区域边界.

References:

- [1] Tuceryan M, Jain AK. Texture Analysis - Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision. 2nd ed., World Scientific Publishing Company, 1998. 207-248.
- [2] Tsai DM, Wu SK, Chen MC. Optimal Gabor filter design for texture segmentation using stochastic optimization. Image and Vision Computing, 2001,19(5):299-316.
- [3] Sagiv C, Sochen NA, Zeevi YY. Texture segmentation via a diffusion-segmentation scheme in the Gabor feature space. In: Chantler M, ed. Proc. of the Texture 2002, 2nd Int'l Workshop on Texture analysis and Synthesis. Copenhagen: Springer-Verlag, 2002. 123-128.
- [4] Brox T, Weickert J. Nonlinear matrix diffusion for optic flow estimation. In: Van Gool L, ed. Proc. of the 24th DAGM Symp. LNCS 2449, Berlin: Springer-Verlag, 2002. 446-453.
- [5] Rousson M, Brox T, Deriche R. Active unsupervised texture segmentation on a diffusion based feature space. In: Dyer C, ed. Proc. of the 2003 IEEE Computer Society Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Madison: IEEE Computer Society, 2003. 699-706.
- [6] Kamarainen JK, Kyrki V, Kalviainen H. Invariance properties of Gabor filter-based features—Overview and applications. IEEE Trans. on Image Processing, 2006,15(5):1088-1099.
- [7] Sapiro G. Color snakes. Technology Report, HPL-95-113, Hewlett Packard Computer Peripherals Laboratory, 1995.

- [8] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours. *Int'l Journal of Computer Vision*, 1997,22(1):61-79.
- [9] Sagiv C, Sochen NA, Zeevi YY. Geodesic Active Contours Applied to Texture Feature Space. *Scale-Space*, 2001. 344-352.
- [10] Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions for supervised texture segmentation. In: *Proc. of the Int'l Conf. on Computer Vision*. 1999. 926-932. http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=790347
- [11] Osher S, Fedkiw RP. Level set methods: An overview and some recent results. *Journal of Computational Physics*, 2001,169(2): 463-502.
- [12] Manjunath BS, Ma WY. Texture features for browsing and retrieval of image data. *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1996,18(8):837-842.
- [13] Paragios N, Deriche R. Geodesic active regions for motion estimation and tracking. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Computer Vision*. Kerkyra: IEEE Computer Society, 1999. 688-674. [http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp? arNumber=791292](http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arNumber=791292)
- [14] Dempster AP, Laird NM, Rubin DB. Maximum likelihood from incomplete data via the EM algorithm. *Journal Roy. Stat. Soc.*, 1977,39(1):1-38.
- [15] Huang Q, Dom B. Quantitative methods of evaluating image segmentation. In: *Proc. of the IEEE Int'l Conf. on Image Processing*. Washington: IEEE Computer Society, 1995. 53-56. http://ieeexplore.ieee.org/xpl/freeabs_all.jsp?arnumber=537578



何源(1978 -),男,湖北黄冈人,博士生,主要研究领域为图像处理,图像分析,计算机视觉.



胡东成(1946 -),男,教授,博士生导师,主要研究领域为自动检测,故障诊断,可靠性.



罗予频(1959 -),男,教授,博士生导师,主要研究领域为图像处理,图论,人工智能.