

基于 Gabor 小波的无边缘活动围道纹理分割方法

汪凯斌 俞卞章 赵健 李海宁 谢红梅

(西北工业大学电子信息学院 西安 710072)

摘要: 该文提出了一种基于 Gabor 小波的活动围道纹理分割新方法。该方法先用 Gabor 小波提取图像的纹理特征,再用 Chan-Vese 模型进行分割。与其它基于 Chan-Vese 模型的纹理分割方法相比,基于 Gabor 小波的活动围道的纹理分割方法有两个优点:一是同时使用纹理特征和灰度信息演化围道,可分割纹理图像和非纹理图像,分割方法的灵活性好;二是在分割多类目标时,采用多级分层式曲线演化方法解决了初始围道难以选择的问题。对自然界真实图像和遥感图像的分割实验结果说明,该文提出的分割方法精度高。

关键词: Gabor 小波; 活动围道; 纹理分割; Chan-Vese 模型

中图分类号: TN911.73

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2007)12-2819-03

Texture Image Segmentation Based on Gabor Wavelet Using Active Contours Without Edges

Wang Kai-bin Yu Bian-zhang Zhao Jian Li Hai-ning Xie Hong-mei

(Department of Electronic Engineering, Northwestern Polytechnical University, Xi'an 710072, China)

Abstract: Texture is often divided into lots of isolate areas when a texture image is segmented. This paper develops a new method for texture image segmentation. It uses Gabor wavelet to extract texture features, and then Chan and Vese model is employed to segment a texture image. Compared to other texture segmentation methods using Chan and Vese models, the proposed method has two advantages. First, by combining the gray levels of pixels and texture information of an image, this method can be used for segmentation of a texture image or a none-texture image. Second, the hierarchical method proposed in this paper can avoid the problem due to the choice of initial conditions. The segmentation tests for remote sensing and natural texture images prove the proposed segmentation method is accurate and efficient.

Key words: Gabor wavelet; Active contour; Texture segmentation; Chan-Vese models

1 引言

近年来,基于活动围道的图像分割方法得到了广泛研究。传统的参数变形模型和几何活动轮廓模型的分割方法仅利用了图像的局部边缘信息,对边缘模糊或者存在离散状边缘的区域,分割效果并不理想^[1]。Chan 和 Vese 在文献[2,3]中提出了一种无边缘的活动围道技术,利用了同质区域的全局信息,对边缘模糊的图像仍然可以获得很好的分割结果;缺点是模型仅用图像的灰度信息来演化围道,对纹理图像,分割结果不理想。文献[4]用总变分最小化的方法对纹理细节进行平滑,用活动围道的方法进行分割,其缺点是对不具有平均灰度差异的纹理图像,分割结果不理想。文献[5]提出先对图像进行滤波,再用无边缘活动围道进行分割,其缺点是只利用了纹理特征进行分割,易造成过分割情况。文献[4,5]的共同缺点是对多类目标图像的分割结果不好。本文提出了一种基于 Gabor 小波的活动围道的分割新方法,该方法同时利用图像的灰度信息和纹理特征演化围道,可实现多

类目标纹理图像的分割,分割结果也更为合理,且具有运算量小、分割精度高的优点。

2 多相位 Chan-Vese 分割模型

设 $\Phi = (\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_m)$ 为水平集函数向量, $H(\Phi) = (H(\phi_1), H(\phi_2), \dots, H(\phi_m))$ 为 Heaviside 函数向量, c_I 为 u_0 在相位 I ($1 \leq I \leq n$) 中的均值,则 Chan-Vese 分段常数模型^[3]就是使

$$F_n(C, \Phi) = \sum_{1 \leq I \leq n} \int_{\Omega} (u_0 - c_I) \chi_I dx dy + \sum_{1 \leq i \leq m} \nu \int_{\Omega} |\nabla H(\phi_i)| dx dy \quad (1)$$

最小,其中 χ_I 为相位 I 的特征函数, ν 为非负常数。当 $m = 2$ 时,式(2)的欧拉-拉格朗日方程为

$$\frac{\partial \phi_1}{\partial t} = \delta_{\varepsilon}(\phi_1) \left\{ \nu \operatorname{div} \left[\frac{\nabla \phi_1}{|\nabla \phi_1|} \right] - [(u_0 - c_{11})^2 - (u_0 - c_{01})^2] H(\phi_2) + ((u_0 - c_{10})^2 - (u_0 - c_{00})^2) (1 - H(\phi_2)) \right\} \quad (2a)$$

2006-06-01 收到, 2007-01-12 改回

西北工业大学种子基金(Z200538)和国家部级基金资助课题

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi_2}{\partial t} = & \delta_\varepsilon(\phi_1) \left\{ \nu \operatorname{div}(\nabla \phi_2 / |\nabla \phi_2|) - [(u_0 - c_{11})^2 \right. \\ & - (u_0 - c_{10})^2] H(\phi_1) + ((u_0 - c_{01})^2 \\ & \left. - (u_0 - c_{00})^2) (1 - H(\phi_1)) \right\} \end{aligned} \quad (2b)$$

其中 c_{11} 表示水平集函数 $\phi_1 > 0$ 且 $\phi_2 > 0$ 所围成区域的均值, c_{10} 表示水平集函数 $\phi_1 > 0$ 且 $\phi_2 < 0$ 所围成区域的均值, c_{01} 表示水平集函数 $\phi_1 < 0$ 且 $\phi_2 > 0$ 围成区域的均值, c_{00} 表示水平集函数 $\phi_1 < 0$ 且 $\phi_2 < 0$ 所围成区域的均值。

3 基于 Gabor 小波的活动围道分割方法

3.1 Chan-Vese 模型的不足之处

Chan-Vese模型存在以下的不足之处: (1)经常出现将纹理也分割为不同区域的情况; (2)Dirac函数狭窄的定义范围,限制了该图像边缘全局性的检测; (3)对于多相位分段常数模型,式(5)为一对互耦方程,因此分割计算代价大、分割结果对初始化结果非常敏感、初始围道难以选择^[6, 7]。对以上问题,本文用下面的方法加以解决:用Gabor小波提取纹理特征解决纹理分割问题;用 $|\nabla \phi(x, y)|$ 替换Dirac函数解决Dirac函数定义范围狭窄的问题^[8];用多级分层的策略解决初始化问题。

3.2 基于 Gabor 小波的 Chan-Vese 纹理图像分割模型

图像 u_0 的 Gabor 小波变换可表示为

$$o_{mn} = \int u_0(x_1, y_1) g_{mn}^H(x - x_1, y - y_1) dx_1 dy_1 \quad (3)$$

其中 H 为复共轭运算, g_{mn} 为 Gabor 小波核。小波滤波后所得图像 o_{mn} 的均值和方差为

$$\left. \begin{aligned} \mu_{mn} &= \iint |o_{mn}(x, y)| dx dy \\ \sigma_{mn} &= \sqrt{\iint (|o_{mn}(x, y)| - \mu_{mn})^2 dx dy} \end{aligned} \right\} \quad (4)$$

在本文中,取尺度 s 为 4,方向 k 为 6,因此纹理的特征向量、平均均值为

$$\left. \begin{aligned} \mathbf{f} &= (\mu_{00} \ \sigma_{00} \ \mu_{01} \ \sigma_{01} \ \cdots \ \mu_{35} \ \sigma_{35}) \\ \mu &= (\mu_{00} + \mu_{01} + \cdots + \mu_{35}) / 24 \end{aligned} \right\} \quad (5)$$

从公式(5)可以看出,为计算纹理特征向量 \mathbf{f} 须对图像进行 24 次滤波,计算量非常大。而 Gabor 小波提取的纹理特征有一定的冗余度,且每一尺度上的 6 个方向对分割的影响程度不同,故可考虑在每个尺度上只选择对分割影响最大的那个方向进行滤波。滤波方向可由人工选定,也可由计算机自动给出。在本文的分割实验中,只使用均值作纹理特征,先将每一尺度下的 6 幅滤波图像与原始图像分别作差分运算,然后计算差分图像的方差,由计算机自动给出滤波方向。此时滤波次数为 4 次,明显的减少了运算量。因此基于 Gabor 小波的活动围道纹理分割模型为

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi}{\partial t} = & |\nabla \phi(x, y)| \left\{ \nu \operatorname{div}(\nabla \phi / |\nabla \phi|) \right. \\ & - [\lambda_1(u_0 - c_1)^2 - \lambda_2(u_0 - c_2)^2] \\ & \left. + \lambda_3(o - \mu_1)^2 + \lambda_4(o - \mu_2)^2 \right\} \end{aligned} \quad (6)$$

其中 $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4$ 为权值, c_1, μ_1 为分别为 u_0 和 o 在围道内的均值, c_2, μ_2 为分别为 u_0 和 o 在围道外的均值。当

$\lambda_1 = \lambda_2 = 0$ 时,是单纯的纹理分割;当 $\lambda_3 = \lambda_4 = 0$ 时为 Chan-Vese 分割模型。公式(6)中参数的选择原则为:如果要检测细小的区域, ν 的值要小,否则值要大;如果图像中含有较多的纹理信息, λ_3 和 λ_4 值要大,而 λ_1 和 λ_2 值要小,否则相反。

3.3 多级分层算法

前面分析了 Chan-Vese 模型,该模型的缺点是在多相位情况下,计算量大,多个初始围道不易初始化,为此本文采用了多级分层的算法。根据灰色理论^[9],一般情况下,四相位或者两个水平集函数就可分割所有图像。因此以 4 相位为例说明本文的算法思想。有两个水平集函数 ϕ_1, ϕ_2 , 对应的曲线为 l_1, l_2 。

(1)用式(7)演化曲线 l_1 , 演化停止后,得到为 $\phi_1 > 0$ 定义的子区域 I 和为 $\phi_1 < 0$ 定义的子区域 II;

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi_1}{\partial t} = & |\nabla \phi_1(x, y)| \left\{ \nu_1 \operatorname{div}(\nabla \phi_1 / |\nabla \phi_1|) \right. \\ & - [\lambda_1(u_0 - c_1)^2 - \lambda_2(u_0 - c_2)^2] \\ & \left. + \lambda_3(o - \mu_1)^2 + \lambda_4(o - \mu_2)^2 \right\} \end{aligned} \quad (7)$$

(2)在子区域 I 和 II 内,分别用式(8),式(9)演化曲线 l_2 , 演化停止时,得到最终的分割结果。

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi_2}{\partial t} = & |\nabla \phi_2(x, y)| \left\{ \nu_1 \operatorname{div}(\nabla \phi_2 / |\nabla \phi_2|) \right. \\ & - [\lambda_1(u_0 - c_1)^2 - \lambda_2(u_0 - c_2)^2] \\ & \left. + \lambda_3(o - \mu_1)^2 + \lambda_4(o - \mu_2)^2 \right\} \end{aligned} \quad (8)$$

$$\begin{aligned} \frac{\partial \phi_2}{\partial t} = & |\nabla \phi_2(x, y)| \left\{ \nu_2 \operatorname{div}(\nabla \phi_2 / |\nabla \phi_2|) \right. \\ & - [\lambda_1(u_0 - c_1)^2 - \lambda_2(u_0 - c_2)^2] \\ & \left. + \lambda_3(o - \mu_1)^2 + \lambda_4(o - \mu_2)^2 \right\} \end{aligned} \quad (9)$$

4 仿真实验与结果分析

用遥感图像和自然纹理图像对本文中提出的分割方法进行了测试。图 1(a)为自然纹理图像,可近似为两类目标图片,图 2(a)为遥感图像,是多类目标图片。在图 1 的分割实验中,将本文算法与文献[4],文献[5]算法进行了比较;在图 2 的分割实验中将本文算法分割结果与文献[5]算法经推广后的分割结果进行了比较。这是因为文献[4]的算法很难推广到多类目标图像分割中,而文献[5]的算法采用本文多级分层的策略,可应用于多类目标图像分割。结果如图 1,图 2 所示:其中图 1(a)为原始图像,黑色初始围道为水平集函数 ϕ_1 ,白色初始围道为水平集函数 ϕ_2 。分割实验表明选用表 1 所示的分割参数可得到较好的分割结果。

可以看出图 1(a)和图 2(a)各有 4 个同质区域:爬在树枝上的豹子、大树、图像中浅色部分和深色部分;两片陆地、海洋和桥。图 1(b)中部分树梢没有检测到,原因是树梢非常细小,被平滑掉了;在图 2(b)中,只成功地分割出了一个大的区域,没能分割出海洋、左上角那片陆地和桥来,原因是 Chan-Vese 分段常数算法没有利用图像中的纹理信息,因而分割区域少;图 1(c)中,豹子腿部、树上和图像中深色部分及图 2(c)中的海洋部分有多个小的分割区域,这是因为文献[5]仅利用了图像中的纹理特征,在分割含有非纹理信息的图像时,

表 1 图像分割所用参数

	本文算法		Chan-Vese 算法				文献[5]算法		
	λ_1, λ_2	λ_3, λ_4	ν_0	ν_1	ν_2	ν	λ_i	μ	γ_i
图 1	0.6	0.4	6548	4302	4302	0.01*255*255	1	9500	0.3
图 2	0.2	0.8	4251	2596	2596	0.05*255*255	1	4000	0.5

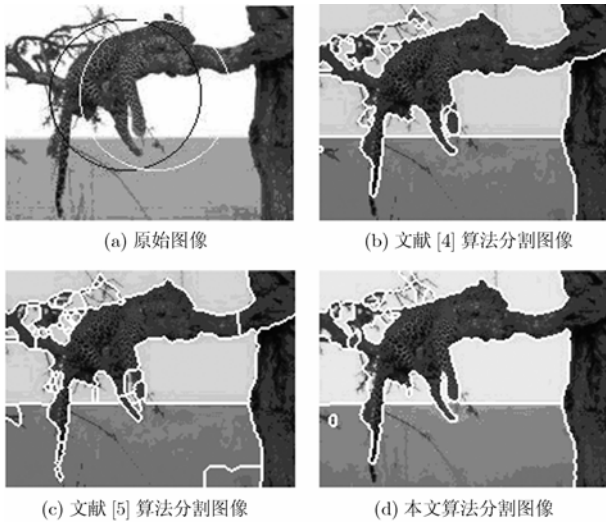


图 1 自然纹理图像分割

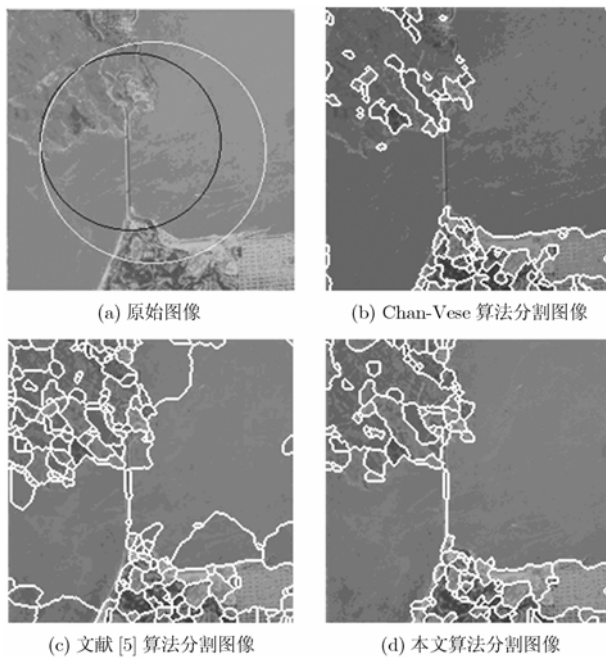


图 2 遥感图像分割

出现了过分割; 图 1(d)和图 2(d)则较为详细地分割出了 4 个

大的区域, 原因是本文提出的算法同时利用了图像中的灰度

和纹理信息, 且二者比重可变, 所以分割结果比较理想。

5 结束语

本文对 Chan-Vese 模型进行了分析和研究, 针对多相位 Chan-Vese 模型的不足, 提出了一种基于 Gabor 小波的活动围道纹理图像分割方法。本文提出的分割方法综合利用了图像的灰度和纹理信息, 通过改变模型参数可改变灰度和纹理信息的比重, 因而该算法不仅能用于纹理图像的分割, 而且与 Chan-Vese 模型、文献[4]和文献[5]的分割算法相比有更大的灵活性。此外, 多级分层的模型求解方法使模型的初始化变得比较容易处理, 因为每次分割只需要初始化一条曲线, 初始化曲线无需完全位于同质区域的内部和外部, 仍然可正确分割出目标和背景。对自然界真实图像和遥感图像的分割实验证明了本文分割算法的有效性。

参考文献

- [1] 张丽飞, 王东栋, 等. 基于变形模型的图像分割技术综述[J]. 电子与信息学报, 2003, 25(3): 395-403.
- [2] Chan Tony F and Vese Luminita A. Active contours without edges [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*. 2001, 10(2): 266-277.
- [3] Vese Luminita A and Chan Tony F. A Multiphase level set framework for image segmentation using the Mumford and Shah model [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2002, 50(3): 271-293.
- [4] 蔡国雷, 杨鸿波, 等. 利用总变分最小化方法的无监督纹理图像分割[J]. 中国图象图形学报, 2005, 10(4): 489-493.
- [5] Sandberg B, Chan T, and Vese L. A level set and Gabor based active contour algorithm for segmenting textured images. UCLA CAM Report 02-39, 2002.
- [6] Gao Song and Bui Tien D. Image segmentation and selective smoothing by using Mumford-Shah model [J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2005, 14(10): 1537-1549.
- [7] Tsai A, Yezzi A, and Willsky A S. Curve evolution implantation of the Mumford-Shah functional for image segmentation, denoising, interpolation, and magnification[J]. *IEEE Trans. on Image Processing*, 2001, 10 (8): 1169-1186.
- [8] 李俊, 杨新, 施鹏飞. 基于 Mumfor-Shah 模型的快速水平集图像分割方法[J]. 计算机学报, 2002, 25 (11): 1175-1183.
- [9] Mumford D and Shah J. Optimal approximation by piecewise smooth functions and associated variational problems [J]. *Comm. Pure Appl. Math*, 1989, 42 (4): 577-685.

汪凯斌: 男, 1973 年生, 博士生, 从事图像处理、参数估计等方面的研究。
 俞卞章: 男, 1937 年生, 教授, 博士生导师, 从事信号处理、图像处理、多传感信息融合等方面的研究。
 赵 健: 男, 1973 年生, 副教授, 博士后, 硕士生导师, 从事雷

达信号处理、图像处理等方面的研究.