

利用总变分最小化方法的无监督纹理图像分割

蔡国雷 杨鸿波 邹谋炎

(中国科学院电子学研究所, 北京 100080) (中国科学院研究生院, 北京 100080)

摘要 纹理图像的分割是图像处理领域中的一个典型难题。不同于传统的提取纹理特征量进行纹理分割的方法, 本文将图像复原和重建中的总变分最小化方法和活动围道分割方法相结合, 提出了一种简单的线性纹理模型。利用总变分最小化方法在保持图像大尺度棱边信息的基础上对纹理体现的局部小尺度周期性灰度振动细节进行平滑得到简化的图像原型。对其进行分割获得不同纹理区域之间的低定位精度的边界围道, 再利用原始图像对围道进行高精度细化。在总变分最小化导致的非线性扩散方程求解过程中, 运用 AOS (additive operator splitting) 数值算法以改进算法效率。实验结果表明, 该方法能很快提取出纹理图像的简化图像, 同时是一种无监督的纹理分割方法。

关键词 纹理分割 总变分最小化 非线性扩散方程

中图分类号: TP391.41 文献标识码: A 文章编号: 1006-8961(2005)04-0489-05

Unsupervised Texture Segmentation Using Total Variation Minimization

CAI Guo-lei, YANG Hong-bo, ZOU Mou-yan

(Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

(Graduate School of the Chinese Academy of Sciences, Beijing 100080)

Abstract This paper is devoted itself to segmentation of texture images. Based on the theory of total variation minimization and the active contour image segmentation method, we proposed a simple linear model of texture images which regards a texture image as a sum of a photo prototype image and a texture sub-image. Using the total variation minimization method the simplified prototype image can be extracted from the origin image. A coarse border can be located by segmenting this simplified image. Based on the coarse border, a higher accuracy result can be obtained by taking the original image into account. We choose the geometric MDL active contour for image segmentation and applied AOS scheme for the numerical solution of the nonlinear diffusion equation of the total variation minimization. Our method is unsupervised. Experiments on both synthetic and natural texture images show that the method is effective.

Keywords texture image segmentation, total variation minimization, nonlinear diffusion equation

1 引言

纹理图像的分割是图像处理和计算机视觉领域中的一个困难而又重要的内容, 在许多领域都有重要的应用。事实上现实中的任何图像都具有一定的纹理结构, 纹理分割是根据图像区域内的纹理特征一致性将目标图像划分成若干个互不交叠的区域。换言之, 纹理分割的目标就是精确定位图像中所包含的不同纹理区域之间边界的问题。

现有文献中的大部分纹理分割方法都是基于纹理分析, 通过提取特定的纹理特征量, 再基于特征量空间进行图像分割的方法, 主要分为两大类: (1) 基于纹理统计的方法, 即利用纹理灰度分布和灰度相关性之类的统计概率属性来提取纹理统计特征量; (2) 基于滤波器理论的方法, 即依据一组特定变换滤波器对纹理图像在特定域内进行分解, 提取纹理特征量。最为常用的纹理图像变换方法包括 Gabor 滤波器和小波变换。同时, 很大一部分纹理图像分割方法需要借助待分割图像中纹理类别或者属性的

收稿日期: 2004-07-09; 改回日期: 2004-10-27

第一作者简介: 蔡国雷 (1980 ~), 男。现为中科院电子学所信息与信号处理专业硕士研究生。研究方向为图像分割、图像分析和无线宽带通信技术。E-mail: glcai@mails.gcas.ac.cn

先验知识进行,是有监督的分割方法。

对于某些较为简单的纹理图像分割问题(比如仅有背景和目标物体两个纹理区域构成的图像),有时并不需要确定性地描述纹理的属性,而只需要定位出一幅图像中不同纹理区域之间的边界,这就减小了问题的复杂度。目前对于区域灰度一致的普通图像的分割已经有了若干种较好的方法,如活动围道方法、区域分裂和合并方法等。但这些方法都是基于图像中区域灰度属性一致性进行的,不能直接利用于纹理分割。要在纹理分割中利用这些方法,必须先解决好如何通过纹理图像提取区域灰度一致的特征图像的问题。

图像复原中各非线性扩散方法能在保持图像内区域边界的同时对区域内噪声和细微纹理结构进行平滑,使图像区域灰度趋于一致,经常被用于对噪声图像或纹理图像进行分割前的光滑处理。文献[1]、[2]将 P&M 非线性扩散方程扩散系数的梯度阈值进行修改,使之适用于纹理图像分割。文献[3]对扩散方程的扩散系数进行分析,提出了一类采取不连续扩散力函数的稳定反转扩散方程(stabilized inverse diffusion equations),其可以有效地应用于纹理图像的分割。但是这些方法对于微纹理图像效果较好,而对于纹理结构较大的纹理图像只能比较粗略地定位区域边界。

本文借鉴了图像复原和重建问题中提出的总变分最小化方法^[4]提出了一种简单的线性纹理模型,并利用了该模型提出的一种无监督的纹理分割方法。将纹理图像视为一个简化原型图像和纹理化图像的线性总和,对于给定纹理图像 f ,可以表示为

$$f = u + v \quad (1)$$

其中, u 是 f 的一个区域灰度趋于一致的原型图像, v 是 f 中所包含的纹理细节图像。从图像信息角度看, u 中只包含纹理图像主要的、尺度较大的区域和边界信息,而 v 中主要包含尺度较小的、局部的具有一定周期性的细节信息(即纹理)。利用总变分最小化方法,从原始纹理图像 f 中提取简化图像 u 的问题可以转化为最小化一个能量泛函 $J(u)$ 的问题,利用非线性扩散偏微分方程可以获得简化图像 u 。在此基础上,利用基于活动围道的多精度图像分割^[5]的方法,先对简化图像 u 进行分割以初步定位图像中不同纹理区域之间的边界,得到较低定位精度的分割结果,再利用原始图像获得高定位精度的纹理区域边界。

2 总体变分最小化方法

总体变分最小化方法作为一种以保持图像棱边信息为目标的正则化复原方法,最早应用在图像复原和重建中。基于纹理具有局部性、周期性、尺度相对较小的特点,对于纹理图像 $f: \mathbf{R}^2 \rightarrow \mathbf{R}$,假设 f 是由一个简化的图像原型 u 经过纹理化而得。在不考虑附加噪声的情况下,引入一个纹理化图像 v 构造实际图像 f 和图像原型 u 之间的线性模型:

$$f(x, y) = u(x, y) + v(x, y) \quad (2)$$

在图像复原问题中, $v(x, y)$ 通常代表加性的图像噪声,而在纹理图像中, $v(x, y)$ 可以理解为相对于图像原型 $u(x, y)$ 尺度较小的、局部的具有某种周期性的纹理特征。纹理分割的目的是要忽略图像纹理内部的较小尺度边缘细节,而保留较大尺度的图像原型的边界信息。利用总变分最小化方法,定义总变分为图像梯度幅值的积分

$$\begin{aligned} J_T(u) &= \int_{D_u} \sqrt{|\nabla u|^2 + \beta} dx dy \\ &= \int_{D_u} \sqrt{u_x^2 + u_y^2 + \beta} dx dy \end{aligned} \quad (3)$$

其中, ∇ 为梯度算子, $u_x = \frac{\partial u}{\partial x}$, $u_y = \frac{\partial u}{\partial y}$, D_u 是图像 u 的支持域, $\beta > 0$ 为可调参数,避免 $J_T(u)$ 在 $u_x = 0, u_y = 0$ 处不可微。通过限制总变分可以限制一定尺度的纹理细节达到简化图像的目的。提取图像原型 u 的问题可以转化为解能量泛函最小化的问题 $\min_u J(u)$

$$J(u) = \frac{1}{2} \|u - f\|^2 + a J_T(u) \quad (4)$$

其中,可调参数 a 是 Lagrange 乘子的倒数,它的取值应保证等式约束 $\|u - f\|^2 = \|v\|^2$ 的成立。利用变分方法,最小化能量泛函 $J(u)$ 的问题最后转化为求解 Euler-Lagrange 方程:

$$u = f + a \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{\sqrt{|\nabla u|^2 + \beta}} \right) \quad (5)$$

文献[6]中,证明了当 a 取足够大值,利用该纹理模型式(2)可以消除纹理细节得到简化的原始图像模型。通常引入一个人工时间构造非线性扩散方程求解式(5)。利用 AOS(additive operator splitting)数值离散化求解非线性扩散方程在原则上可在任意大时间步长下保持算法稳定,可以提高离散化数值求解算法的效率。

3 非线性扩散方程

3.1 非线性扩散方程的导出

将偏微分方程应用到图像处理的想法至早可以追溯到 Gabor 的工作,但是 Perona 和 Marik^[7] 在 1985 年首次给出了各项异性的非线性扩散方程。在图像复原和重建的工作中,为了在平滑图像的同时保存重要的细节比如边缘等特征,用了一个依赖于局部统计特性的扩散函数,通过求解该非线性方程,在图像平滑方面取得了很好的效果。

对于纹理图像分割的问题,根据 Perona 和 Marik 的工作,在式(5)引入一个人工时间构造非线性扩散方程,将纹理模型式(2)中的图像估计问题变成一个随时间尺度 t 的演化过程。利用总变分最小化原则设计扩散函数,式(5)可以近似转化为求解动态方程:

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} = a \operatorname{div}(g(|\nabla \mathbf{u}|) \nabla \mathbf{u}) \quad (6)$$

其中,扩散函数为

$$g(s) = \frac{1}{\sqrt{s^2 + \beta}} \quad (7)$$

在实验中,先对 \mathbf{u} 进行标准差为 σ 的高斯函数卷积光滑以去除尺度小于 σ 的图像噪声的干扰,因此式(6)变成如下形式:

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} = a \operatorname{div}(g(|\nabla \mathbf{u}_\sigma|) \nabla \mathbf{u}) \quad (8)$$

其中,

$$\nabla \mathbf{u}_\sigma = \nabla(K_\sigma * \mathbf{u}) \quad (9)$$

高斯卷积核为

$$G_\sigma = \frac{1}{(2\pi\sigma)^{m/2}} \exp\left(-\frac{|\mathbf{u}|^2}{2\sigma^2}\right) \quad (10)$$

3.2 AOS 数值离散化求解方法

关于非线性扩散方程的离散化求解,文献[8]对比了一般全显式数值求解算法、线性隐式数值求解算法和一种对线性隐式方法进行修改后的 AOS 数值求解算法的算法稳定性和算法效率。AOS 数值求解算法能在大时间步长下保持非线性扩散方程求解算法的稳定性,可以大幅度提高求解算法的效率。对于 2 维情况,式(8)可以表示为

$$\frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} = a \left(\frac{\partial}{\partial x} (g(|\nabla \mathbf{u}_\sigma|) u_x) + \frac{\partial}{\partial y} (g(|\nabla \mathbf{u}_\sigma|) u_y) \right) \quad (11)$$

取时间步长 τ ,空间步长 h ,时间空间坐标离散化如下:

$$t = k\tau, k = 0, 1, 2, \dots$$

$$x = ih, i = 0, 1, 2, \dots, M - 1 \quad (12)$$

$$y = jh, j = 0, 1, 2, \dots, N - 1$$

记离散化后计算得到的 k 步的 $g^{(k)}(|\nabla \mathbf{u}_\sigma|)$ 各项为 $g_{i,j}^{(k)}$,在 x 方向上令 $A_x(\mathbf{u}^{(k)}) = (b_{ij}(\mathbf{u}^{(k)}))$

其中,

$$b_{ij}(\mathbf{u}^{(k)}) = \frac{g_{i+1,j}^{(k)} + g_{i-1,j}^{(k)}}{2h^2} \quad (13)$$

在 y 方向上令 $A_y(\mathbf{u}^{(k)}) = (c_{ij}(\mathbf{u}^{(k)}))$

其中,

$$c_{ij}(\mathbf{u}^{(k)}) = \frac{g_{i,j+1}^{(k)} + g_{i,j-1}^{(k)}}{2h^2} \quad (14)$$

离散化式(11),得

$$\frac{\mathbf{u}^{(k+1)} - \mathbf{u}^{(k)}}{\tau} = a(A_x(\mathbf{u}^{(k)}) + A_y(\mathbf{u}^{(k)}))\mathbf{u}^{(k)} \quad (15)$$

显式数值求解算法的迭代方程由式(15)直接推出

$$\mathbf{u}^{(k+1)} = (I + a\tau(A_x(\mathbf{u}^{(k)}) + A_y(\mathbf{u}^{(k)})))\mathbf{u}^{(k)} \quad (16)$$

为了使求解算法稳定,式(16)要求时间步长 τ 取值足够小,通常取 $\tau < 0.25$ 。由于纹理细节的尺度相对较大,要快速提取出纹理图像中的简化图像原型,显式数值求解算法显然无法满足要求。

利用 AOS 数值求解算法,将离散化迭代方程修改为

$$\mathbf{u}^{(k+1)} = \frac{1}{2} \left(\frac{1}{I - 2a\tau A_x(\mathbf{u}^{(k)})} + \frac{1}{I - 2a\tau A_y(\mathbf{u}^{(k)})} \right) \mathbf{u}^{(k)} \quad (17)$$

其中, I 为单位矩阵,式(17)和式(16)都是对连续过程式(11)的离散化近似,但是由式(17)可见,AOS 数值求解算法在 x 和 y 方向上都是一个相同的线性系统。用 AOS 数值求解方法代替直接迭代求解的优点在于:AOS 方法利用 Thomas 算法^[9]来求解各方向上的线性系统,允许采用大时间步长,因此能够显著提高非线性扩散方程求解算法的效率。实验结果表明,在相同精度要求下,采用 AOS 求解算法代替全显性算法,求解速度可以提高 10 倍以上。有关 AOS 方案的算法流程和详细介绍参见文献[8]。

4 活动围道图像分割过程

活动围道的分割方法是目前最为常用的图像分割算法之一。通常需要在图像上定义一个初始围道 C_0 ,围道在图像信息和围道自身信息的指引下自动运动到目标边界。图像的分割可以通过最小化一个集成区域和边界信息的能量函数实现。文献[5]中提出了一种基于 MDL 准则的活动围道方法。该方

法基于曲线进化理论的几何形变模型,具有良好的拓扑性能;同时根据梯度信息具有高定位精度的优点,文献[5]中提出了一种高精度获取方案。

图像分割的过程是基于曲线进化理论的水平截集(level set)方法将活动围道看成进化曲线,用高一维的水平截集函数 $\phi(x, y, t)$ 隐式表示边界曲线 $C(x, y, t)$, t 时刻的边界曲线 C_t 是 t 时刻的水平截集函数 ϕ_t 的零值点组成的零水平截集。Level-set 形式的活动围道的运动演变方程为

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} = -bK|\nabla \phi| + \log((p(I(s_i)) | \varphi_{R_j}) - (p(I(s_i)) | \varphi_{\bar{R}_j})) | \nabla \phi| \quad (18)$$

其中,第 1 项是区域边界曲线光滑度的度量, K 为围道该点曲率;第 2 项为通过高斯概率模型描述的图像区域信息不确定性项, $\varphi_{R_j} = \{m_j, s_j\}$ 是在图像 I 中目标区域 R_j (背景区域为 \bar{R}_j) 的高斯随机场模型参数,即

$$p(I(s)) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}s_i} \exp\left(-\frac{(I(s) - m_i)^2}{2s_i^2}\right) \quad (19)$$

其中, m_j, s_j 为高斯概率分布函数的均值和方差。

先对从原始图像 f 提取的原型图像 u 进行图像分割,得到纹理区域之间的低定位精度的边界。然后将低定位精度边界作为初始活动围道,基于原始图像进行图像分割,得到高精度边界。由于利用图像 u 可以很快大致定位纹理区域边界,该分割过程耗时很少而且定位精度较高,另外该方法还是一种无监督的分割方法。

5 实验结果

先用本文方法对人工合成纹理图像进行试验。图 1(a)、图 2(a)是由 Brodatz 纹理图像库中的不同纹理合成的实验原始纹理图像,图像大小均为 128×128 , AOS 数值求解时间步长为 10, 迭代次数为 10 次。利用活动围道分割方法需要在原图上给出初始围道,该围道可以由使用者在感兴趣的区域选取,也可以由程序自动给出若干个任意围道。图 1(b)、图 2(b)分别为使用总变分最小化方法从原始图像提取得到的简化图像原型,图 1(c)、图 2(c)为依此简化图像原型分割得到的低定位精度纹理区域边界。图 1(d)、图 2(d)是再利用原始图像对低定位精度边界进行高精度定位后得到的最终结果。实验结果表明利用本文的方法可以很快提取出只含图像大尺度边界信息的简化原型图像,获得较好的纹理区域分割效果。

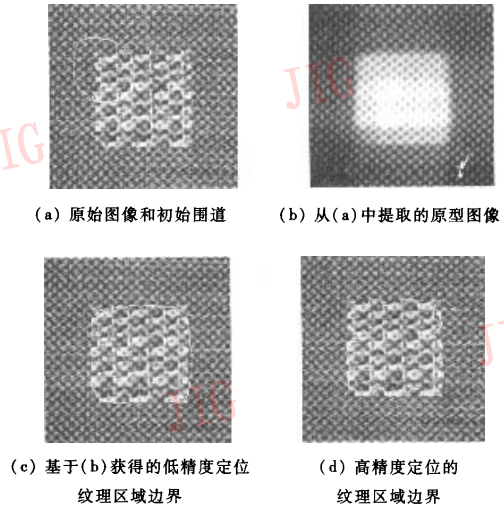


图 1 纹理分割实例

Fig. 1 A texture segmentation example

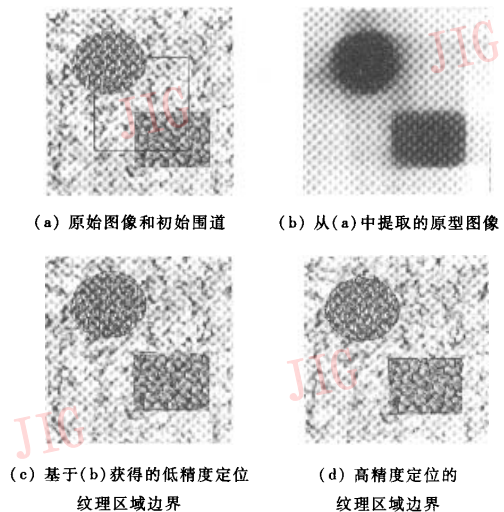


图 2 对具有多个纹理区域的纹理图像的分割

Fig. 2 Segmentation result of image containing several texture regions

如图 3 所示,利用本文方法对自然纹理图像进行实验。原始图像大小为 128×128 , AOS 数值求解时间步长设为 20, 迭代次数为 10 次。

利用本文方法对大量纹理图像库进行实验,实验结果表明,本文方法是一种有效而且较为简便的纹理图像分割方法。同其他利用滤波器或者统计方法提取纹理特征,再对特征空间进行分割的纹理分

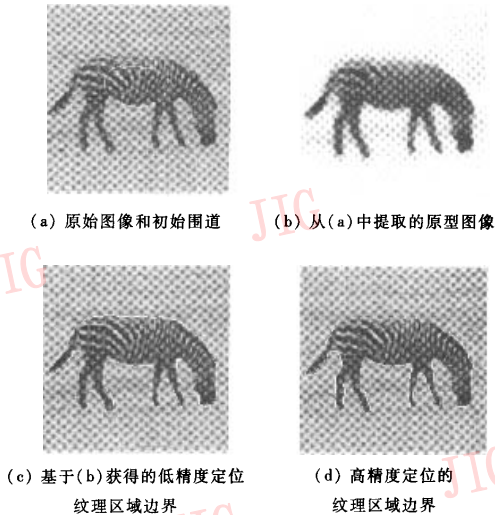


图3 对自然纹理图像的分割

Fig. 3 Segmentation result of natural texture image

割方法相比,本文方法仅利用了纹理的平均灰度特征,而且该特征提取的方法相对比较简单,避免了纹理描述和纹理特征提取复杂的问题,大大降低了纹理分割问题的复杂度。对于由具有平均灰度差异的纹理区域构成的纹理图像,利用本文方法进行分割可以获得相当好的效果。图4给出了其他若干个纹理分割的实例,分别给出分割结果和利用本文方法提取的原型图像。

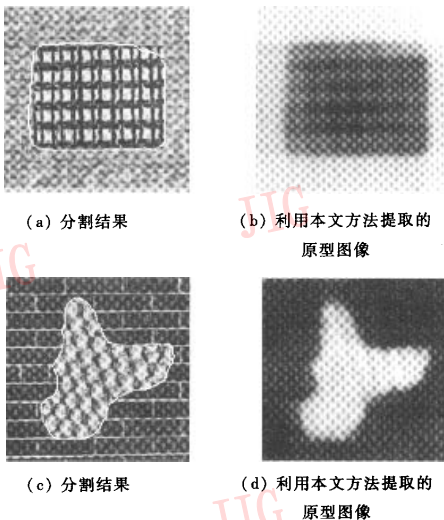


图4 纹理图像分割实例

Fig. 4 Texture segmentation examples

6 结论

借鉴图像重建和复原中的理论,提出了一种简单的线性纹理模型,并给出了一种无监督的纹理图像分割算法。利用总变分最小化方法从纹理图像中提取出原图像简化的图像原型,简化图像原型中除去了局部的小尺度周期性纹理信息,只包含原始图像中大尺度的主要棱边信息。再通过多精度活动围道分割方法,利用简化图像原型和原始图像分别获得低定位精度和高定位精度的纹理区域边界。经分析和实验结果表明,该纹理分割方法对于人工纹理和自然纹理都具有较好的效果。该方法充分利用了纹理区域平均灰度特征,因此对具有平均灰度差异的纹理图像效果较好,但为了能处理纹理区域平均灰度区域相近的图像,需要利用在获得原型图像时去除了的图像纹理的其他信息,比如纹理方向性、纹理尺度特征等。进一步的研究将在如何从该纹理模型中提取和利用其他纹理信息方面展开。

参考文献 (References)

- 1 Liu Jun, Chan Kap Luk. Development of anisotropic diffusion to segment texture images [J]. Journal of Electronic Imaging, 2003, 12(2): 307 ~ 316.
- 2 Iris Vanhamel, Ioannis Pratikakis. Multiscale gradient watersheds of color images [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(6): 617 ~ 626.
- 3 Ilya Pollak, Alan S Willsky, Hamid Krim. Image segmentation and edge enhancement with stabilized inverse diffusion equations [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2000, 9(2): 256 ~ 266.
- 4 Rudin L, Osher, S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms [J]. Physica D, 1992, 60(1): 259 ~ 268.
- 5 Zhang L F. Active Contour Technique Based on Minimum Description Length Principle [D]. Beijing: Institute of Electronics, Chinese Academy of Sciences, 2002. [张丽飞. 基于最小描述长度准则的活动围道方法及关键技术 [D]. 北京:中国科学院电子学研究所, 2002.]
- 6 Meyer Y. Oscillating patterns in image processing and nonlinear evolution equations [J], University Lecture Series, 2001, 22: 1047 ~ 3998.
- 7 Malik J, Perona P. Preattentive texture discrimination with early vision mechanisms [J]. Journal of the Optical Society of America A, 1990, 7(5): 923 ~ 932.
- 8 Weickert J, B. M. ter Haar Romeny, Viergever M A. Efficient and reliable schemes for nonlinear diffusion filtering [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7(3): 398 ~ 410.
- 9 Schwarz H R. Numerische Mathematik [M]. Stuttgart, Germany: Teubner, 1998: 43 ~ 45.