

中图法分类号: TP391 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)04-0559-07

论文索引信息: 赵在新, 成礼智. 结合半局部信息与结构张量的无监督纹理图像分割 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 559-565

结合半局部信息与结构张量的无监督纹理图像分割

赵在新, 成礼智

(国防科技大学理学院, 长沙 410073)

摘要: 针对纹理的半局部性质与方向性, 提出一种基于活动轮廓的无监督双纹理图像分割方法。首先分析基于半局部信息的纹理特征表示方法, 指出其不能有效区分纹理的方向特征。然后利用半局部信息结合非线性结构张量构造4通道纹理特征, 采用混合高斯模型作为纹理特征的概率密度函数, 模型的数值求解采用分裂 Bregman 方法。新方法充分考虑纹理结构的周期性 with 方向特性, 实验结果表明, 其能够处理复杂的双纹理图像分割任务, 同时具有高效与无监督特性。

关键词: 图像分割; 非局部图像信息; 结构张量; 水平集; 分裂 Bregman 方法

Unsupervised texture segmentation combined semi-local image information and structure tensor

Zhao Zaixin, Cheng Lizhi

(College of Science, National University of Defense Technology, Changsha 410073 China)

Abstract: An unsupervised two-phase texture segmentation method based on active contour was proposed. First, the texture feature extraction approach based on semi-local image information was analyzed, which revealed that it could not represent texture's orientation information. In order to segment texture images containing periodic and orientational character, a four-channel texture feature was achieved combing semi-local image information with nonlinear structure tensor. Then Gaussian mixture model was adopted to describe the probability density function of the features. Numerical algorithms were based on split Bregman method. Experimental results for both nature and synthetic texture images show that our method could cope with complex segmentation tasks. Meanwhile it is effective and unsupervised.

Keywords: image segmentation; semi-local image information; structure tensor; level set; split Bregman method

0 引言

在数字图像处理与计算机视觉领域, 为了进行图像分析与描述, 往往需要将其分割成若干个内部特征相同或相似的区域, 其中对于纹理图像的分割一直是一项具有挑战性的任务。这是因为纹理图像的内涵非常丰富, 至今仍然无法对纹理做出统一而

准确的定义, 而对于纹理的不同定义可能导致不同的分割结果。目前, 对于纹理比较普遍的看法是其本质上为周期性或震荡信号, 表现为半局部性质, 并且具有一定的方向性。

一般的纹理图像分割过程主要包括特征提取以及基于特征空间的图像分割。其中常用的特征提取方法有基于统计方法以及基于变换域的方法等, 如结构张量^[1-2]、Gabor 滤波器^[3-4]、小波变换^[5]等。

收稿日期: 2009-10-29; 修回日期: 2010-01-04

基金项目: 国家自然科学基金项目(60573027)。

第一作者简介: 赵在新(1980—), 男, 国防科技大学理学院计算数学博士研究生, 主要研究方向为偏微分方程与图像处理。E-mail: zhaxin@hotmail.com。

Gabor 滤波器能够获得频率域与空间域的最佳联合分辨率,符合人眼视觉生理特点,基于 Gabor 滤波器的特征提取方法,是较常用的纹理特征提取方法。文献[2]提出的无监督的纹理图像分割方法,利用非线性结构张量作为纹理图像的特征,相对于基于 Gabor 变换等方法的特征提取方法,其能够用相对较少的特征通道表征纹理的方向特性,其缺点为无法区分仅在尺度上存在差异的纹理图像,同时对于较复杂的自然图像也很难胜任,文献[6]对此方法做了一定的改进。文献[7]提出的基于 Beltrami 框架的纹理表示方法在纹理特征提取方面得到极大关注,该方法将图像看作嵌入到高 1 维空间的黎曼流形,因此可借助微分几何中的工具对图像特征进行分析。文献[8]提出一种基于 Beltrami 框架的纹理特征描述算子,通过图像位置信息与灰度信息构造 Beltrami 流形,利用其度量张量的特征值作为纹理特征。由于纹理通常具有半局部特性,文献[9]提出一种改进的特征描述方法,利用半局部图像信息构造 Beltrami 流形,该方法仅用一个特征通道就能够较好地完成双纹理图像的分割,并具有较高的鲁棒性。基于半局部图像信息的特征提取方法在提取纹理半局部性质过程中采用矩形窗口,在第 1 节中我们将证明该方法不能有效区分纹理的方向特征。同时在数值实验中,我们发现基于半局部信息的分割方法对于参数的依赖性很强,在分割过程中往往需要人为调整参数才能得到较好的结果。

几何活动轮廓方法^[10-11]是目前应用与研究较多的一种图像分割方法,根据能量函数的不同可以分为基于边界与基于区域的活动轮廓方法。其中基于区域的活动轮廓方法^[12],具有较强的抗噪能力,能够处理较为复杂的分割任务。在纹理图像分割中通常使用概率密度函数作为区域描述算子,如混合高斯分布^[13]、Laplace 分布^[14]等。水平集方法^[15-16]是求解活动轮廓问题常用的方法,通过将边界曲线嵌入到高维空间,利用高 1 维空间的水平集函数隐式表示,能够更自然地处理边界曲线的拓扑结构变化。它的缺点是计算量较大,通常需要在演化过程中重新初始化距离函数,关于水平集方法的快速算法一直都是研究的热点。上述方法基于的变分模型均为非凸的,实际计算中通常只能收敛到局部极小,因此其分割结果与收敛速度均依赖于初始轮廓。分裂 Bregman 方法^[17]是近年来兴起的一种求解凸变分优化问题的快速算法,在图像去噪、去模糊^[18]等

领域取得了极大成功。文献[19]将图像分割的变分模型转化为凸约束问题,在此基础上应用分裂 Bregman 方法数值求解,并指出该方法计算效率略高于图割方法。

提出一种新的无监督纹理分割方法,针对基于半局部图像信息分割方法的缺点,我们建议结合半局部图像信息与结构张量,通过非线性扩散构造 4 通道的图像特征,利用混合高斯分布描述图像特征的统计分布,应用基于区域的活动轮廓模型,数值求解采用分裂 Bregman 方法,在计算过程中采用逐次超松弛迭代法。数值实验表明,该方法能够很好和有效地处理纹理图像的方向特征,对于复杂的自然图像以及合成纹理图像均取得了很好的实验结果。本文方法需要的特征通道较少,具有较高的计算效率,同时其对参数的依赖性不强,几乎可以做到无监督的分割。

1 特征提取

纹理图像的分割结果依赖于图像特征提取,好的特征提取能够为后续的分割带来便利,同时得到更加准确的分割结果。如前所述,纹理图像通常具有一定的周期性与方向性,周期性的含义表明,研究图像特征不能局限于单一像素点,纹理图像往往呈现半局部性质,基于此观察,文献[9]提出基于图像半局部信息的纹理特征描述算子。

假设 $P_{ij}(I)$ 为以像素 (i, j) 为中心的采样窗口,为简单起见一般取为 $(2k + 1) \times (2k + 1)$ 的矩形窗口 $P_{ij}(I) = \{I(i + t_i, j + t_j)\}, (t_i, t_j) \in [-k, k] \times [-k, k]$

利用下述映射定义基于 Beltrami 流形的图像纹理表示方法

$$X: (i, j) \rightarrow (i, j, P_{ij})$$

该映射分别包含了图像的局部与半局部信息,根据流形的性质,度量张量表征流形上点的距离,通常在相同的纹理区域其度量张量是一致的,可以通过流形上的度量张量定义纹理特征。上述流形上的度量张量为

$$M_{ij} = \begin{pmatrix} 1 + (\partial_x P_{ij})^2 & \partial_x P_{ij} \partial_y P_{ij} \\ \partial_y P_{ij} \partial_x P_{ij} & 1 + (\partial_y P_{ij})^2 \end{pmatrix}$$

式中, $(\partial_z P_{ij})^2 = \sum_{(m, n) \in P_{ij}} \partial_z^2 I(m, n), z = x, y,$

$$\partial_x P_{ij} \partial_y P_{ij} = \sum_{(m, n) \in P_{ij}} \partial_x I(m, n) \partial_y I(m, n)$$

基于半局部图像信息的纹理特征可以表示为^[9]

$$F_{ij} = \exp\left(-\frac{\det(\mathbf{M}_{ij})}{\sigma^2}\right) \quad (1)$$

定理 1 假设 $I(x, y)$ 为 2 维实函数,若选择的窗口 \mathbf{P} 为圆形,则上述基于半局部信息的纹理特征 F 是旋转不变的。

证明:只需证明度量张量 \mathbf{M}_{ij} 的行列式不随方向的变化而改变。

任取一点 (i, j) , 给定旋转角度 θ , 则在旋转后的新坐标系下的度量张量为

$$\mathbf{M}'_{ij} = \begin{pmatrix} 1 + (\partial_x \mathbf{P}'_{ij})^2 & \partial_x \mathbf{P}'_{ij} \partial_y \mathbf{P}'_{ij} \\ \partial_y \mathbf{P}'_{ij} \partial_x \mathbf{P}'_{ij} & 1 + (\partial_y \mathbf{P}'_{ij})^2 \end{pmatrix}$$

式中, \mathbf{P}' 为新坐标系下的取样窗口, 在连续意义下

$(\partial_x \mathbf{P}'_{ij})^2$ 可表示为 $\int_{\mathbf{P}'_{ij}} \partial_x^2 I(a, b) da db$, $\partial_x \mathbf{P}'_{ij} \partial_y \mathbf{P}'_{ij}$ 可表示为

$\int_{\mathbf{P}'_{ij}} \partial_x I(a, b) \partial_y I(a, b) da db$ 于是有

$$\det(\mathbf{M}'_{ij}) = \left(1 + \int_{\mathbf{P}'_{ij}} \partial_x^2 I(a, b) da db\right) \left(1 + \int_{\mathbf{P}'_{ij}} \partial_y^2 I(a, b) da db\right) - \left(\int_{\mathbf{P}'_{ij}} \partial_x I(a, b) \partial_y I(a, b) da db\right)^2$$

由偏导数定义 $\partial_{x'} = \partial_x \cos\theta + \partial_y \sin\theta$, $\partial_{y'} = \partial_y \cos\theta - \partial_x \sin\theta$, 代入上式可以得到

$$\det(\mathbf{M}'_{ij}) = \left(1 + \int_{\mathbf{P}'_{ij}} \partial_x^2 I(a, b) da db\right) \left(1 + \int_{\mathbf{P}'_{ij}} \partial_y^2 I(a, b) da db\right) - \left(\int_{\mathbf{P}'_{ij}} \partial_x I(a, b) \partial_y I(a, b) da db\right)^2$$

根据假设窗口函数取为圆形, 故有 $\int_{\mathbf{P}'_{ij}} = \int_{\mathbf{P}_{ij}}$, 于是有

$$\det(\mathbf{M}'_{ij}) = \det(\mathbf{M}_{ij})$$

定理 2 假设 $I(x, y)$ 为 2 维实函数, 若选择的窗口 \mathbf{P} 为 $p \times p$ 的矩形, 则旋转角度为 $\pi/2$ 的整数倍时, 纹理特征 F 保持不变。

尽管在实际应用中采用的矩形窗口并非对所有方向都是完全旋转不变的, 但是由于纹理往往具有某种周期性, 对于较大的窗口仍然有 $\int_{\mathbf{P}'_{ij}} \cong \int_{\mathbf{P}_{ij}}$, 此时 F 具有近似旋转不变性。定理 1、2 表明, 基于半局部图像信息的特征提取方法难以区分仅在方向上存在差异的纹理, 而方向是纹理的一个重要特征, 因此该方法存在一定的局限性。提取图像的方向信息, Gabor 滤波器是比较自然的选择, 然而应用 Gabor 滤波器往往需要较多的方向, 影响计算效率, 基于结构张量的方法能够用较少的特征通道表示图像的方向信息, 经典的结构张量定义为^[1]

$$\mathbf{J}_\rho = \begin{pmatrix} K_\rho * I_x^2 & K_\rho * I_x I_y \\ K_\rho * I_x I_y & K_\rho * I_y^2 \end{pmatrix}$$

这里 K_ρ 表示高斯滤波, 高斯滤波不能很好地保持边界信息。我们选择 $I_x^2, I_x I_y, I_y^2$ 与度量张量的行列式 $\det \mathbf{M}$ 构成 4 通道的纹理特征, 为消除噪声对特征的影响, 同时保持图像的边界信息, 需对选定的纹理特征进行非线性扩散

$$\partial_t v_i = \operatorname{div} \left(g \left(\sum_{k=1}^N |\nabla v_k|^2 \right) \nabla v_i \right) \quad i = 1, 2, \dots, N \quad (2)$$

这里 $\mathbf{v} = (\det \mathbf{M}, I_x^2, I_x I_y, I_y^2)$, $N = 4$, div 表示散度算子。为更好地保持边界信息, 采用总变差扩散, 扩散函数 $g(x) = 1/x$ 。对扩散方程式 (2) 采用算子分裂的 AOS 格式, 能够更快地达到收敛。

2 模型与数值算法

得到纹理图像的特征之后, 我们采用基于区域的活动轮廓方法进行图像分割。对于待分割图像 $I: \Omega \rightarrow \mathbf{R}$, 假设其包含两种不同纹理区域 (或目标与背景 Ω_1, Ω_2 , 其中 $\Omega_1 \cap \Omega_2 = \emptyset$, $\Omega_1 \cup \Omega_2 \cup \partial \Omega_{12} = \Omega$, $\partial \Omega_{12}$ 表示 Ω_1, Ω_2 的边界, 定义区域能量为

$$E_R = - \int_{\Omega_1} \log p_1(I(x, y)) dx dy - \int_{\Omega_2} \log p_2(I(x, y)) dx dy \quad (3)$$

式中, p_1, p_2 分别为像素点位于 Ω_1 与 Ω_2 中的概率密度函数。通常为控制边界曲线的光滑性, 同时消除噪声造成的影响, 需要在能量函数中加入曲线长度项, 得到基于区域的活动轮廓模型能量函数

$$E = \mu \int_{\partial \Omega_{12}} ds - \int_{\Omega_1} \log p_1(I(x, y)) dx dy - \int_{\Omega_2} \log p_2(I(x, y)) dx dy \quad (4)$$

式中 μ 为调节参数, 控制边界的光滑程度。

上述问题的求解通常采用水平集方法, 水平集方法采用隐式方式表示空间曲线, 能够更好地处理曲线的拓扑变化。最小化能量函数式 (4) 得到其 Euler-Lagrange 方程

$$0 = \delta_\varepsilon \left(\mu \nabla \cdot \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} + \log \frac{p_1(I(x, y))}{p_2(I(x, y))} \right) \quad (5)$$

这里 ϕ 为水平集函数, δ_ε 为 Dirac 函数的近似形式。对于上述方程, 基于水平集的方法中, 通常需要在迭代过程中对水平集函数进行重新初始化, 同时由于

上述方法容易陷入局部极小,分割结果会依赖于初始值。

对能量函数的极小化求解采用分裂 Bregman 方法。式(5)中若忽略 δ_ϵ ,则可以看作下述能量泛函的 Euler-Lagrange 方程

$$\min_{\phi} F(\phi) = \mu \int_{\Omega} |\nabla \phi| - \int_{\Omega_1} \log p_1(I(x, y)) \phi dx dy - \int_{\Omega_2} \log p_2(I(x, y)) (1 - \phi) dx dy \quad (6)$$

上式中,能量函数关于 ϕ 的度为 1,其最优解趋于无穷,因此需要对 ϕ 作出限制,这里令 $\phi \in [0, 1]$ 。对于离散的数字图像,假设其尺寸为 $M \times N$,将 2 维图像写作 1 维向量的形式,为与分裂 Bregman 方法的习惯写法一致同时与水平集方法区分,我们用 u 代替 ϕ ,离散形式的能量函数可写为

$$\min_{u_i \in [0, 1]} \sum_i^{MN} \mu \| \mathbf{D}u_i \| - \log p_1(v_i) u_i - \log p_2(v_i) (1 - u_i) \quad (7)$$

式中 \mathbf{D} 为总变差算子的矩阵形式, v_i 表示第 i 个像素点的特征向量,通过实验发现对于本文中的特征向量,其概率密度函数 p_1, p_2 采用高斯混合模型较为合适

$$p_k(v_i) = \frac{1}{4\pi^2 |\Sigma_i|^{1/2}} e^{-\frac{1}{2}(v_i - \mu_k)^T \Sigma_i^{-1} (v_i - \mu_k)} \quad (8)$$

$k = 1, 2$

定义 $h_{1,i} = u_i, h_{2,i} = 1 - u_i$,均值与方差可写为

$$\begin{cases} \mu_k = \sum_i v_i h_{k,i} / \sum_i h_{k,i} \\ \Sigma_k = \sum_i (\mu_i - v)^T (\mu_i - v) / \sum_i h_{k,i} \end{cases} \quad (9)$$

由上述定义可以看出概率密度函数依赖于 u ,同时能量函数式(7)中 u 的求解依赖于密度函数,对于此类优化问题通常需要交替求解,即先固定 u 求解 p_1, p_2 ,然后固定密度函数求 u 的最优解,直至收敛。已知概率密度函数,对于优化问题式(7),采用分裂 Bregman 方法需要通过交替极小化方法求解下述优化问题

$$\begin{cases} u^{k+1} = \min_{u_i \in [0, 1]} \sum_{i=1}^{MN} \frac{\beta}{2} \| w_i^k - \mathbf{D}u_i - b_i^k \|^2 + hr^k \cdot u_i \\ w^{k+1} = \min_{w_i} \sum_{i=1}^{MN} \mu \| w_i \| + \frac{\beta}{2} \| w_i^k - \mathbf{D}u_i - b_i^k \|^2 \end{cases} \quad (10)$$

这里 b^k 为 Bregman 变量,关于 u 的极值问题的解可通过求解其相应的 Euler-Lagrange 方程得到

$$\beta \mathbf{D}^T (w_i^k - \mathbf{D}u_i - b_i^k) = hr^k \quad u_i \in [0, 1] \quad (11)$$

其中区域能量项 $hr^k = -\log p_1^k - \log p_2^k$,定义 $\mathbf{L} = -\mathbf{D}^T \mathbf{D}$ 为 Laplace 算子的矩阵形式,上式可表示为

$$\beta \mathbf{L}u_i = hr^k - \mathbf{D}^T (w_i - b_i^k) = rhs^k \quad (12)$$

$$u_i \in [0, 1]$$

利用逐次超松弛迭代法 (SOR) 迭代求解 u^{k+1}

$$\begin{cases} v_i^{n-1} = (1 - \omega) v_i^{n-1} + \omega \left[\frac{1}{l_{ii}} \left(\frac{1}{\beta} rhs^k - \sum_{j=1}^{i-1} l_{ij} v_j^n - \sum_{j=i+1}^{MN} l_{ij} u_j^{k+1, n-1} \right) \right] \\ u_i^{k+1, n} = \max(\min(v_i^{n-1}, 1), 0) \end{cases} \quad (13)$$

关于 w 的极值问题可以通过软阈值方法求解^[17]

$$\begin{cases} w_i^k = \max(s_i - 1/\beta, 0) \frac{\mathbf{D}u_i^{k+1} + b_i^k}{s_i} \\ s_i = \| \mathbf{D}u_i^{k+1} + b_i^k \| \end{cases} \quad (14)$$

最后更新 Bregman 分量

$$b_i^{k+1} = b_i^k + (\mathbf{D}u_i^{k+1} - w_i^{k+1}) \quad (15)$$

综上所述,基于非局部图像信息与非线性特征张量的纹理图像分割数值算法可以概括为

- 1) 特征提取 计算待分割图像的纹理特征 $\det \mathbf{M}$ 以及 $I_x^2, I_x I_y, I_y^2$ 并做非线性扩散;
- 2) 初始化 以 F 作为 u 的初始值,以 $u < 0.5, u > 0.5$ 分别表示 $\Omega_1, \Omega_2, w^0 = b^0 = 0$;
- 3) 迭代直至收敛:
固定 u , 计算概率密度函数 p_1, p_2
固定 p_1, p_2 , 通过式(13) — (15) 更新 u, w, b
- 4) 输出结果 分别以 $u > 0.5, u < 0.5$ 表示 Ω_1, Ω_2 。

3 实验结果

数值求解算法通过 C++ 与 Matlab 混合实现,运行环境为 P42.8 GHz。首先,我们采用 Brodatz 数据库中的 D4 与 D21 合成的一副双纹理图像测试新方法处理复杂图形的能力,如图 1 所示分割目标中含有空洞,可以看出基于分裂 Bregman 方法的求解方法能够有效处理复杂的图形,这保持了 Level Set 方法的优点,同时该方法具有较高的收敛速度。当然,该算法的收敛速度不仅依赖于 Bregman 迭代次数,还依赖于式(13)中 u 的收敛速度,我们采用逐次超松弛迭代算法 (SOR) 求解,该方法收敛速度依赖于松弛因子 ω ,由于该模型中的迭代矩阵为固定的(特征值的性质不变),因此可由经验得到近似最优松

弛因子,本文中 $\omega = 1.5$ 。

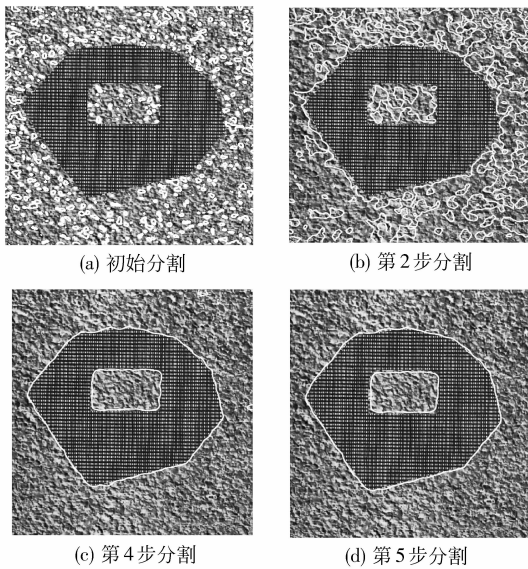


图 1 合成纹理分割

Fig. 1 Test segmentation for synthetic image

我们采用 Brodatz 数据库中的不同纹理图像合成的双纹理图像对新方法与基于非线性结构张量以及图像半局部信息的分割方法进行了比较。图 2 为不同方法的分割结果,第 1 行为仅在方向上存在差异的纹理图像,显然基于半局部方法无法得到正确的分割结果;第 2 行为同一纹理在不同尺度下的合成,此时基于非线性结构张量的方法失效,需要指出的是,尽管纹理特征 F 能够有效区分两类纹理,但是在实际计算中,在选取多组参数后基于半局部图像信息的方法仍然没有得到正确的分割结果;第 3 行为 D17 与 D84 合成,其中包含不相连的两部分,两种纹理的边界不明显,特别是左边部分,在即使通过人眼也不易区分的情况下,本文方法仍然能够得到比较准确的边界,其他两种方法均无法得到正确的分割结果。

最后,我们应用统一的参数对一组自然图像以及合成纹理图像进行了分割实验,图 3 为分割结果,

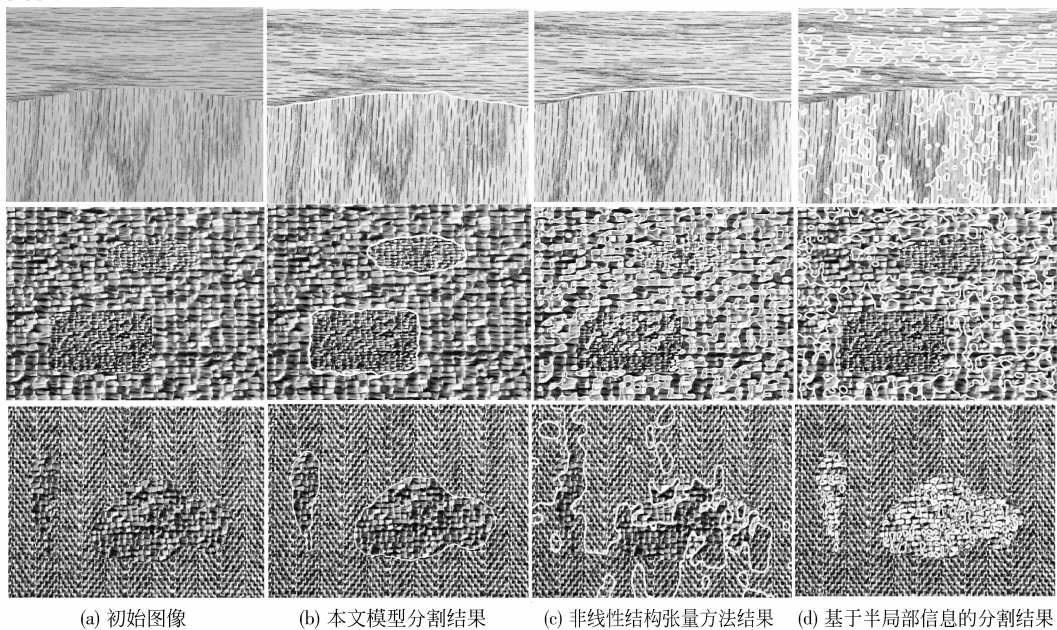


图 2 不同方法对比

Fig. 2 Comparisons for different methods

其中(a)、(c)–(g)为 Berkeley 数据库中的图片。实验显示,新模型具有较高的适应性,能够处理较为复杂的自然纹理图像。(f)的分割结果包含老虎与水草,这与我们的目标可能存在差异,其原因在于老虎与水草具有相似的纹理特征,由于本文模型为双纹理分割模型,在没有先验证信息的情况下自然会将相近的两种纹理合并。

模型中主要存在 5 个参数,其中非线性扩散的时间 t 与松弛因子 ω 可以预先取定,由于 AOS 格式是无条件收敛的,在计算特征空间的非线性扩散时可以取较大的时间步长,一般取 $\Delta t = 5$,迭代次数通常取 20 ~ 30 次即可。 μ 控制曲线的光滑度,数值实验中根据区域能量项 hr^0 的取值范围确定, $\mu = c(\max hr^0 - \min hr^0)$,一般 $c \in [0.2, 1.5]$ 时可

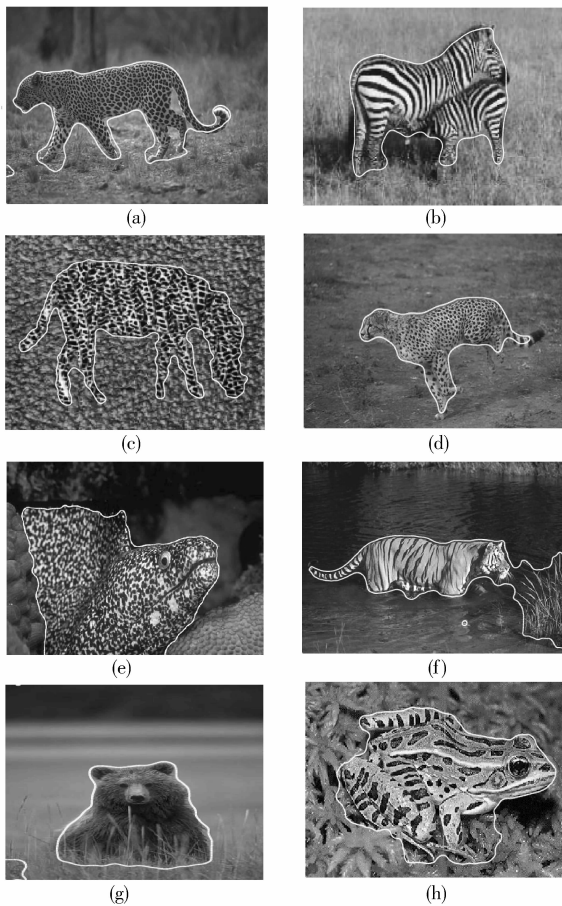


图 3 自然纹理图像分割

Fig. 3 Segmentations for nature images

以得到较为理想的结果,本文 $c = 1$ 。 λ 为 Bregman 算法中的中间参数,在实际计算中对结果影响不大,这里统一取为 100μ 。窗口的大小直接影响特征 F 的效果, k 太小无法有效提取纹理的半局部信息,太大则会影响分割效果同时增加计算时间,我们取 $k = 3$ 。关于参数选择需要指出,选择的参数并非对所有图像都是最佳选择,有时通过适当调整 μ 与窗口尺寸可以得到更优的结果,此外参数 λ, μ 对模型的收敛速度有一定影响。尽管本文方法比基于半局部信息的方法需要更多的特征,由于采用 AOS 格式进行非线性扩散,迭代过程采用 SOR 方法,本文方法仍然具有较高的计算效率。

4 结 论

综合基于半局部图像信息与非线性结构张量的图像分割方法,提出一种无监督的纹理图像分割模型。新的模型结合图像的半局部信息与方向信息,

有效克服了半局部方法无法处理纹理方向以及基于结构张量方法无法分割仅在尺度上存在差异的纹理图像的缺点。数值实验表明,其不仅能够处理合成纹理图像,而且能够很好地分割复杂的自然图像。同时新模型对参数的依赖性大大降低,这在自动计算中可以减少人为地干预,提高软件的自动化程度。

当然,纹理是一个复杂的概念,同一幅图像在不同的尺度下往往表现出不同的纹理特性,由于纹理定义的多样性,因此不可能存在万能的纹理图像分割方法。提出的纹理分割模型主要针对纹理的半局部性质以及方向性对小尺度下的双纹理图像分割进行了研究,下一步研究的重点是如何用更少的特征进行无监督分割以及如何提高数值算法的收敛速度。

参考文献 (References)

- [1] Weickert J. A review of nonlinear diffusion filtering [C] // Proceedings of the First International Conference on Scale-Space Theory in Computer Vision. London UK: Springer, 1997: 3-28.
- [2] Rousson M, Brox T, Deriche R. Active Unsupervised Texture Segmentation on a Diffusion Based Feature Space, Technical Report 4695 [R]. Sophia Antipolis, France: INRIA, 2003.
- [3] Kamarainen J K, Kyrki V, Kalviainen H. Invariance properties of Gabor filter-based features—overview and applications [J]. IEEE Trans. on Image Processing, 2006, 15 (5): 1088-1099.
- [4] He Yuan, Luo Yupin, Hu Dongcheng. Unsupervised texture segmentation based on geodesic active regions [J]. Journal of Software, 2007, 18 (3): 592-599. [何源, 罗予频, 胡东成. 基于测地线活动区域模型的非监督式纹理分割 [J]. 软件学报, 2007, 18 (3): 592-599.]
- [5] Lee T S. Image representation using 2D gabor wavelets [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18 (10): 959-971.
- [6] Yang Hongbo, Cai Guolei, Zou Mouyan. Texture segmentation based on the oscillatory feature [J]. Journal of Software, 2006, 17 (9): 1908-1914. [杨鸿波, 蔡国雷, 邹谋炎. 基于振动特征的纹理图像分割 [J]. 软件学报, 2006, 17 (9): 1908-1914.]
- [7] Sochen N, Kimmel R, Malladi R. A general framework for low level vision [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 1998, 7 (3): 310-318.
- [8] Houhou N, Thiran J P, Bresson X. Fast texture segmentation model based on the shape operator and active contour [C] // Proceedings of Computer Vision and Pattern Recognition. Anchorage, Alaska: IEEE, 2008: 1-8.
- [9] Houhou N, Thiran J P, Bresson X. Fast texture segmentation based on semi-local region descriptor and active contour [J]. Number. Math. Theor. Meth. Appl., 2009, 2 (4): 445-468.

- [10] Kass M, Witkin A, Terzopoulos D. Snakes: active contour models [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1987, 1(4): 321-331.
- [11] Caselles V, Kimmel R, Sapiro G. Geodesic active contours [J]. *International Journal of Computer Vision*, 1997, 22(1): 61-79.
- [12] Chan T F, Vese L A. Active contours without edges [J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2001, 10(2): 266-277.
- [13] Rousson M, Deriche R. A variational framework for active and adaptive segmentation of vector-valued images [C] // *Proceedings of IEEE Workshop on Motion and Video Computing*. Orlando, Florida, USA: IEEE, 2002; 56-62.
- [14] Heiler M, Schnörr C. Natural image statistics for natural image segmentation [J]. *International Journal of Computer Vision*, 2005, 63(1): 5-19.
- [15] Osher S, Sethian J A. Fronts propagating with curvature-dependent speed: algorithms based on Hamilton-Jacobi formulations [J]. *Journal of Computational Physics*, 1988, 79(1): 12-49.
- [16] Osher S, Fedkiw R P. Level set methods: an overview and some recent results [J]. *Journal of Computational Physics*, 2001, 169(2): 463-502.
- [17] Goldstein T, Osher S. The Split Bregman Method for L1 Regularized Problems, CAM Report 08-29 [R]. Los Angeles, USA: UCLA, 2008.
- [18] Zhang Xiaoqun, Burger Martin, Bresson Xavier, et al. Bregmanized Nonlocal Regularization for Deconvolution and Sparse Reconstruction, CAM Report 09-03 [R]. Los Angeles, USA: UCLA, 2009.
- [19] Goldstein T, Bresson X, Osher S. Geometric Applications of the Split Bregman Method: Segmentation and Surface Reconstruction, CAM Report 09-06 [R]. Los Angeles, USA: UCLA, 2009.