

参数自适应的耦合卡通-纹理分解及边缘检测方法

张力娜^{1,2}, 李小林²

(1. 咸阳师范学院数学与信息科学学院, 陕西 咸阳 712000; 2. 咸阳师范学院图形图像处理研究所, 陕西 咸阳 712000)

摘要:在耦合卡通-纹理分解及边缘检测模型的基础上,提出了根据原图像在不同位置的图像特征自适应选取参数的算法,即根据对原图像预分析的结果,分别在边缘、纹理、分片光滑区域选取不同的参数值,从而达到充分提取纹理、保证卡通图像光滑性同时保护边缘的目的。数值实验结果表明,本文方法提高了图像分解的质量及边缘检测的准确性,减少了边缘提取的奇异点。

关键词:图像分解;边缘检测;自适应参数;卡通;纹理

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**A **DOI:**10.3969/j.issn.1001-5078.2012.08.024

Adaptive parameters approach for combining image decomposition with contour detection

ZHANG Li-na^{1,2}, LI Xiao-lin²

(1. Department of Mathematics, Xianyang Normal University, Xianyang 712000, China;

2. Institute of Graphics and Image Processing, Xianyang Normal University, Xianyang 712000, China)

Abstract: Based on the model that combines image decomposition with contour detection, it is put forward an adaptive method that select the most appropriate parameters adaptively according to the image feature in different positions of the original image. Based on the results of the pre-analysis of original image, different parameters are selected respectively in the edge, texture, piecewise smooth area. That achieves the full extraction of texture, guarantees cartoon image smoothness while protecting the edges of the objective. Numerical experiments show that the proposed method improves the contour detection accuracy, reduces the singularity and makes the cartoon-texture decomposition more thoroughly.

Key words: image decomposition; contour detection; adaptive parameter; cartoon; texture

1 引言

一幅自然图像中往往同时含有纹理、边缘等信息,提取这些有用的信息则是图像处理领域中一项重要的工作,但是在提取边缘信息的时候,会受到纹理信息影响,导致提取的边缘不准确,因此考虑先将纹理提取出来,再检测边缘。Luminita A. Vese 和 Stanley J. Osher 提出的基于 PDE 的卡通-纹理分解模型^[1],能将图像中的卡通部分和纹理部分分开,这样从卡通部分提取的图像轮廓信息就不会受到纹理信息的干扰。但是,由于一些边缘信息与纹理信息有相近的梯度,以至于图像不能很好地被分解,也导致提取的边缘信息会有很大的误差。为了提高分

解的效果,许多作者对 Vese 和 Osher 的分解模型提出了改进,如:使用 H^{-1} 范数^[2]、BMO 范数^[3]的方法,基于形态学成分分析(MCA)的方法^[4]等。文献[5]提出耦合卡通-纹理分解及边缘检测的模型,将图像分解与边缘检测同时进行,在一定程度上保护了图像的边缘信息。本文在耦合卡通-纹理分解及边缘检测模型的基础上,提出了根据图像在不

基金项目: 陕西省自然科学基金基础研究计划项目(No. 2011JE011);陕西省教育厅专项基金项目(No. 11JK1050);咸阳师范学院专项科研基金项目(No. 11XSYK303, 09XSYK303)资助。

作者简介: 张力娜(1978-),女,讲师,硕士,研究方向为小波分析,图像处理。

收稿日期: 2012-02-15; **修订日期:** 2012-02-23

同位置的图像特征,自适应选取参数的算法,提高了图像分解及边缘检测的质量。

2 耦合卡通-纹理分解及边缘检测的模型

Luminita A. Vese 和 Stanley J. Osher 提出的基于 PDE 的卡通-纹理分解模型^[1]:

$$\inf_{u, g_1, g_2} \{ G_p(u, g_1, g_2) = \int |\nabla u| + \lambda \int |f - u - \partial_x g_1 - \partial_y g_2|^2 dx dy + \mu \int [(\sqrt{g_1^2 + g_2^2})^p dx dy]^{\frac{1}{p}} \} \quad (1)$$

其中, $\nu = \text{div} \vec{g}$, 参数 $\lambda, \mu > 0, p \rightarrow \infty$ 。 f 与 u, ν 的关系为: $f = u + \nu + w$; u 为卡通(分片光滑)图像; ν 为纹理图像; w 则是被磨掉的噪声或小部分纹理。

基于 Vese 和 Osher 卡通-纹理分解模型及半二次规整化方法的耦合卡通-纹理分解及边缘检测的模型^[5]:

$$G(u, g_1, g_2, b) = \int (b^2 |\nabla u|^2 + \psi(b)) + \alpha \int \eta(|\nabla b|) + \lambda \int |f - u - \partial_x g_1 - \partial_y g_2|^2 dx dy + \mu \int \sqrt{g_1^2 + g_2^2} dx dy \quad (2)$$

其中, 参数 $\alpha, \lambda, \mu > 0$ 。

模型中第一项对应 Vese-Osher 卡通-纹理分解模型的第一项, 为 u 的正则项, 确保了 $u \in BV(R^2)$, 其中引入了一个新的能量泛函 b , 它与原来的能量泛函有相同的极小化子。 b 为 u 的边缘指示函数, 它标记图像中边缘的位置: 在边缘的附近 $b \rightarrow 0$, 远离边缘的地方 $b \rightarrow 1$ 。第二项为边缘的正则项, 以减小检测到的边缘的奇异性。第三项拟合项确保了原图像 f 与 $u + \nu$ 的逼近程度, 第四项是函数 $\nu = \text{div} \vec{g}$ 的构成空间 G 中范数的补偿项, 当 ν 为纹理或噪声时范数值最小。

模型(2)由变分法基本原理可得 Euler-Lagrange 方程:

$$\begin{cases} u = f - \partial_x g_1 - \partial_y g_2 + \frac{1}{2\lambda} \text{div}(b^2 \nabla u) & (a) \end{cases}$$

$$\begin{cases} \mu \frac{g_1}{\sqrt{g_1^2 + g_2^2}} = 2\lambda \left[\frac{\partial}{\partial x}(u - f) + \partial_{xx}^2 g_1 + \partial_{xy}^2 g_2 \right] & (b) \end{cases}$$

$$\begin{cases} \mu \frac{g_2}{\sqrt{g_1^2 + g_2^2}} = 2\lambda \left[\frac{\partial}{\partial y}(u - f) + \partial_{xy}^2 g_1 + \partial_{yy}^2 g_2 \right] & (c) \end{cases}$$

$$\begin{cases} b = \frac{1 + \gamma \text{div} \left[\frac{\eta'(|\nabla b|)}{2|\nabla b|} \nabla b \right]}{|\nabla u|^2 + 1} & (d) \end{cases} \quad (3)$$

其中, 参数 $\gamma = \frac{1}{2} \alpha$ 。

3 基于耦合卡通-纹理分解及边缘检测模型的自适应参数算法

耦合卡通-纹理分解及边缘检测模型的主要目的就是, 将一幅自然图像分解成分片光滑的卡通部分 u 及纹理部分 ν 的同时, 能提取图像的边缘 b 。我们希望在充分提取纹理时, 能保持卡通部分的光滑性及清晰的边缘, 相应的也能较准确地提取图像边缘。

模型中参数 λ, μ 都事先取为恒定的常数, 与图像不同位置的不同特征无关。从模型(2)可以看出 λ 是保持 $u + \nu$ 与 f 逼近程度的系数, λ 取值越大, $u + \nu$ 就越逼近于 f , 或从 Euler-Lagrange 方程式(3)

可以看出 $\frac{1}{\lambda}$ 是 u 的扩散系数, λ 取值越小, u 的扩散越强结果就越光滑, 反之亦然。对于 ν 的范数补偿项的系数 μ , 从实验得出, 当 μ 的取值越小, 从原图 f 中提取的纹理细节越多。要使得到的卡通部分 u 有较好的光滑性, 就会取 λ 的值较小, 但是从实验结果可以看到, 对于较复杂的自然图像, 因为一些纹理与边缘有很相近的梯度, 所以在保持 u 较好的光滑性时, 边缘也变得模糊了, 而为了充分的提取纹理信息, 也使得纹理 ν 中提出了较多的边缘信息, 从而提出的边缘信息也不够准确。

为了能够使卡通部分 u 在保持一定光滑性同时有较清晰的边缘, 并且能提取较准确的纹理及边缘信息, 本文提出根据图像在不同位置 (x, y) 的特征自适应选取参数 $\lambda(x, y)$ 和 $\mu(x, y)$ 的算法。参数 λ 和 μ 的选取依据分析如下:

(1) 首先大致分析原图像的纹理特征和边缘特征。常用的方法是先用 Gauss 滤波器 $G_0, \sigma > 0$ 对原图像 f 作预处理, 得到较为光滑的图像 $G_{\sigma_1} * f$, 利用梯度值 $|\nabla G_{\sigma_1} * f|$ 的大小来区别纹理和边缘特征。但是一些复杂的自然图像中纹理与边缘的梯度值很接近, 用梯度值很容易混淆, 因此本文考虑用模型(2)的方法来粗略找出边缘特征 b 。从模型(2)的(d)式可以看到, 边缘指示函数 b 中增加了一项正则项, 通过正则项的光滑减少奇异性, 从而能去除一部分混淆的纹理。

(2) 在图像的边缘处 $b \rightarrow 0$, 为了较好地保持边缘信息, 选择扩散系数 $\lambda(b(x, y))$ 的值较大; 在远离边缘的地方 $b \rightarrow 1$, 以及一些边缘和纹理容易混淆的区域 b 的值较小, 为了保持卡通部分 u 的分片光滑性, 就选择扩散系数 $\lambda(b(x, y))$ 的值较小。而为了充分提取纹理而避免提取边缘, 则在图像的边

缘处 $b \rightarrow 0$, 选择参数 $\mu(b(x, y))$ 的值较大, 在远离边缘的区域 $b \rightarrow 1$, 选择参数 $\mu(b(x, y))$ 的值较小。

由此, 取函数:

$$\lambda(b) = \left(\frac{\arctan((b - t_1)s_1)}{\pi} + 0.5 \right) (k_1 - l_1) + l_1 \quad (4)$$

$$\mu(b) = \left(\frac{\arctan((b - t_2)s_2)}{\pi} + 0.5 \right) (k_2 - l_2) + l_2 \quad (5)$$

函数图形如图1所示。

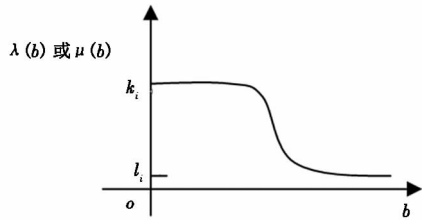


图1 函数 $\lambda(b)$ 和 $\mu(b)$ 的图形

其中, t_i 为平移参数; s_i 为伸缩参数; $0 \leq t_i \leq 1, s_i > 0, i = 1, 2$ 。函数关于点 $(t_i, \frac{l_i - k_i}{2})$ 对称且单调递减, 当 b 的值趋向于 0 且小于 t_i 时, 就判定为图像边缘, 相

$$\begin{cases} u^n = f - \partial_x g_1^{n-1} - \partial_y g_2^{n-1} + \frac{1}{2\lambda(b^*(i, j))} \operatorname{div}(b^{n-1})^2 \nabla u^{n-1} \\ \mu(b^*(i, j)) \frac{g_1^n}{\sqrt{(g_1^{n-1})^2 + (g_2^{n-1})^2}} = 2\lambda(b^*(i, j)) \left[\frac{\partial}{\partial x} (u^{n-1} - f) + \partial_{xx}^2 g_1^{n-1} + \partial_{xy}^2 g_2^{n-1} \right] \\ \mu(b^*(i, j)) \frac{g_2^n}{\sqrt{(g_1^{n-1})^2 + (g_2^{n-1})^2}} = 2\lambda(b^*(i, j)) \left[\frac{\partial}{\partial x} (u^{n-1} - f) + \partial_{xy}^2 g_1^{n-1} + \partial_{yy}^2 g_2^{n-1} \right] \end{cases} \quad (6)$$

再固定 u^n , 解以下方程得到 $b_\varepsilon^n \rightarrow b^n$:

$$b_\varepsilon^n = \frac{1 + \gamma \operatorname{div} \left[\frac{\eta'(|\nabla b^{n-1}|)}{2|\nabla b^{n-1}|} \nabla b^{n-1} \right]}{\varepsilon |\nabla u^n|^2 + 1} \quad (7)$$

4 实验结果

本文以图2所示的带纹理图像图2(a)、图2(b)为实验图像, 其中选取参数 $0 < \gamma < 1$ 为较小的值, 以避免一些真实的边缘被边缘正则项磨光, $\varepsilon \rightarrow 0$ 以保证 $b_\varepsilon^n \rightarrow b^n$ 。比较图3与图4中对原图像(a)处理的结果, 图3中模型(2)提取的卡通图像 u 的光滑性不够好, 边缘 b 中有少数明显的奇异点, 图4中本文模型提取的卡通图像 u 保持了较清晰的图像边缘, 同时内部具有更好的光滑性, 纹理图像 v 中所含的边缘信息较少, 边缘图像 b 中, 提取的边缘 b 更准确、没有奇异点, 其中选取参数 $\gamma = 0.005, \varepsilon = 0.003, t_1 = 0.75, s_1 = 30, k_1 = 0.49, l_1 = 0.01, t_2 = 0.95, s_2 = 40, k_2 = 0.49, l_2 = 0.3$; 比

应的 $\lambda(b), \mu(b)$ 取较大的值, 从而达到保护边缘的目的; 当 b 的值趋向于 1 且大于 t_i 时, 就判定为图像的光滑或纹理区域, 则 $\lambda(b), \mu(b)$ 取值较小, 从而能充分地提取纹理并保持 u 的光滑性; 而当 b 的值在 t_i 的附近时, 不能完全判定是否为图像的边缘或纹理, 因此 $\lambda(b), \mu(b)$ 的取值随 b 的增大而减小。参数 $0 < k_i, l_i < 1, 0 < l_i - k_i < 1, i = 1, 2$ 从整体上控制图像的磨光程度和纹理的提取程度, 使得 $k_1 \leq \lambda(b) \leq l_1, k_2 \leq \mu(b) \leq l_2$ 。

算法步骤:

(1) 读取原图像 f , 利用模型(2)初步确定图像的边缘记为 b^* ;

(2) 根据式(4)和式(5)分别求出 f 的每一个像素点 (i, j) 对应的参数值 $\lambda(b^*(i, j))$ 和 $\mu(b^*(i, j))$;

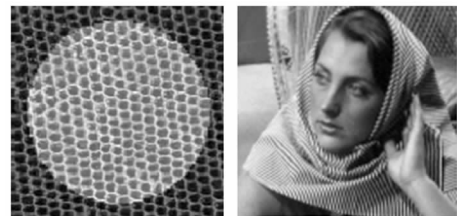
(3) 根据半二次规整化方法求解方程组:

初始化 (u^0, b^0) ;

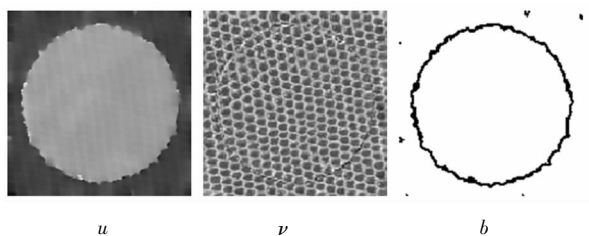
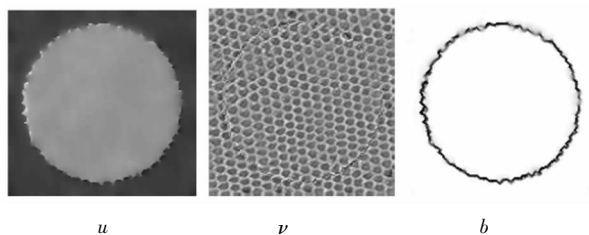
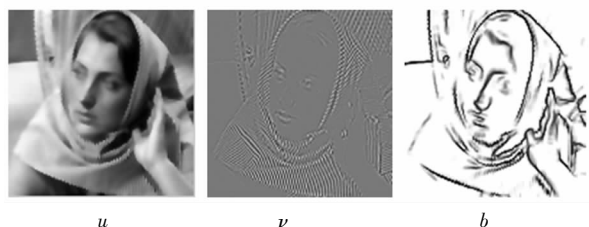
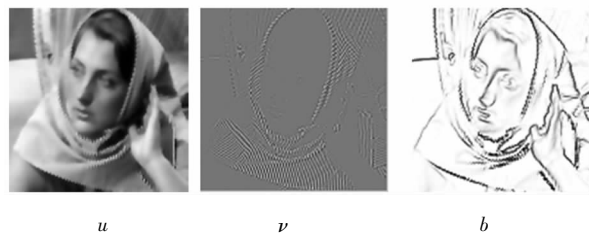
先固定 b^{n-1} , 用隐式差分格式进行差分解以下

方程组得到 $(u^n, v^n), v^n = \operatorname{div} \vec{g}^n$;

较图5与图6中对原图像(b)处理的结果, 图5中模型(2)提取的纹理图像 v 中含有较明显的人物的五官信息, 相应的卡通图像 u 中人物的五官就比较模糊, 而提取的边缘图像中, 部分边缘线条不连续, 图6中本文模型的卡通-纹理分解更彻底, 纹理图像 v 中含有的人物的五官信息较少, 相应的卡通图像 u 中人物的眼睛相对清晰一些, 提取的边缘比较完整准确, 其中选取参数 $\gamma = 0.002, \varepsilon = 0.005, t_1 = 0.85, s_1 = 30, k_1 = 0.69, l_1 = 0.1, t_2 = 0.95, s_2 = 40, k_2 = 0.99, l_2 = 0.7$ 。



(a) (b)
图2 带纹理的两个原始图像

图3 模型(2)对原图(a)提取的卡通 u 纹理 v 和边缘 b 图4 本文模型对原图(a)提取的卡通 u 纹理 v 和边缘 b 图5 模型(2)对原图(b)提取的卡通 u 纹理 v 和边缘 b 图6 本文模型对原图(b)提取的卡通 u 纹理 v 和边缘 b

5 结 论

本文在耦合卡通-纹理分解及边缘检测模型的基础上,根据原图像在不同的像素点位置有不同的图像特征,提出自适应选取参数的算法,即保证了卡通部分较好的分片光滑性,又较好地保护了图像的边缘,从而提高了边缘提取的准确性,降低了奇异性,也使得图像的分解更加彻底。

参考文献:

- [1] Vese Luminita A, Osher Stanley J. Modeling textures with total variation minimization and oscillating patterns in image processing[J]. Journal of Scientific Computing, 2003, 19(1-3): 553-572.
- [2] Osher S, Sole A, Vese L A. Image decomposition and restoration using total variation minimization and the norm [J]. Multiscale Modeling and Simulation: A SIAM Interdisciplinary Journal, 2003, 1(3): 349-370.
- [3] Le Triet M, Vese Luminita A. Image decomposition using total variation and div [J]. Multiscale Model. Simul., 2005, 4: 390-423.
- [4] Starck J L, Elad M, Donoho D L. Image decomposition via the combination of sparse representations and variational approach [J]. IEEE Trans. On Image Processing, 2005, 14(10): 1570-1582.
- [5] Zhang Lina, Feng Xiangchun, Liu Chenhua. Method combining texture extraction with contour detection[J]. Laser & Infrared, 2009, 39(5): 542-545. (in Chinese)
张力娜,冯象初,刘晨华.一种耦合卡通-纹理分解及边缘检测的方法[J].激光与红外,2009,39(5): 542-545.