

基于图像结构和纹理的快速修复方法

林胜华,汪继文,沈玉峰,张义超

(安徽大学 计算机科学与技术学院,安徽 合肥 230039)

摘要:传统的图像修复算法对纯结构或纯纹理图像有较好的修复效果。对于一幅既有结构又有大量纹理的图像,可先将图像分解为结构子图和纹理子图,再分别用不同的方法处理两子图,最后把处理后的子图合并,完成修复。对结构子图的处理常采用基于 PDE 的修复方法,该方法需要复杂的运算,其时间代价太大。为了提高效率,使用一种新方法,结合结构图像的特征,仅利用邻域的已知信息单次填充进行修复。试验对比表明,该方法有较好的修复效果,且大大缩短了修复时间。

关键词:图像修复;图像分解;结构图像;纹理合成

中图分类号:TP391

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2008)12-0088-04

Fast Inpainting Approach Based on Image Structure and Texture

LIN Sheng-hua, WANG Ji-wen, SHEN Yu-feng, ZHANG Yi-chao

(School of Computer Science & Technology, Anhui University, Hefei 230039, China)

Abstract: The traditional image restoration algorithms are effective for the pure structure or the pure texture image. For the image that contain structure and massive textures, the basic idea is to first decompose the image into the sum of two functions with different basic characteristics, and then reconstruct each one of these functions separately with structure and texture filling-in algorithms. The inpainting result is obtained by adding back these two sub-images. The structure image is repaired by the exemplar-based or PDEs method. In order to enhance efficiency of repair, in this paper, a novel algorithm is proposed for inpainting structure image. Experiments show the proposed algorithm simplify, quickly and effectively.

Key words: image inpainting; image decomposition; structure image; texture synthesis

0 引言

图像修复是利用受损区域周围的信息来填充受损区域的一门技术。该技术在多个领域都有广泛的应用,在国内外受到广泛的重视。Bertalmio 等人^[1]首先引入了基于偏微分方程的修复方法(BSCB 模型),该方法沿等照度线的方向将修补区域周围的信息迭代到修补区域内,产生修补信息,具有较好的修复效果。T. F. Chan, J. Shen^[2]借鉴了著名的 Rudin-Osher-Fatemi^[3]的方法,提出了 TV (Total Variation) 图像复原模型,TV 模型也能够很好地解决人类视觉中的一些去除遮蔽物的问题,但 TV 模型最主要的缺点是不能修补被较大的受损区域分割的物体。因此 Chan 和 Shen 根据连通性原理对 TV 模型进行改进,提出新的扩散

模型——曲率驱动扩散模型(CDD 模型)^[4]。又由 TV 模型的启发产生基于 Euler 弹性方程的修复方法^[5]和 Mumford-Shah-Euler 分割模型^[6]等。这些方法对非纹理图像有较好的修补效果,然而对于纹理区域,往往会造成纹理的丢失。对纹理区域的修补,纹理合成的方法^[7]具有较好的效果,但修复区域边界有较明显的修复痕迹。

Bertalmio 等人^[8]提出在一幅图像上同时采取纹理合成和结构修补,该方法同时结合了现有的三种算法:图像分解、纹理合成、结构修补,首先将图像分解为结构子图和纹理子图,然后用结构修补的方法对结构子图进行处理,用纹理合成的方法对纹理子图进行处理,最后将两个处理结果相加。该算法具有较好的修复结果,但运算时间较长。

文中在文献[8]的基础上,把图像分解成纹理子图和结构子图,根据结构子图的显著特征,利用一种快速有效的方法对结构子图进行修复,最后与纹理子图合成,完成修复;并从修复效果和运算时间上分析了该方法的优越性。

收稿日期:2008-04-28

基金项目:安徽省自然科学基金项目(2006KJ028B)

作者简介:林胜华(1981-),男,安徽颍上人,硕士研究生,研究方向为图像处理;汪继文,教授,博士生导师,研究方向为数值模拟方法、偏微分方程数值方法及其应用。

1 图像分解成结构子图和纹理子图

图像分解的实质是从图像中提取最有意义的信息,把图像分解成两部分(如图 1 所示)。前者表示图像的结构框架,它由同类均匀的区域构成。后者是纹理图案和随机噪声,它可视为图像的质地。这两部分可由图像降噪的 ROF 模型^[3]以及 Yves Meyer 的振荡函数模型^[9]来表示。

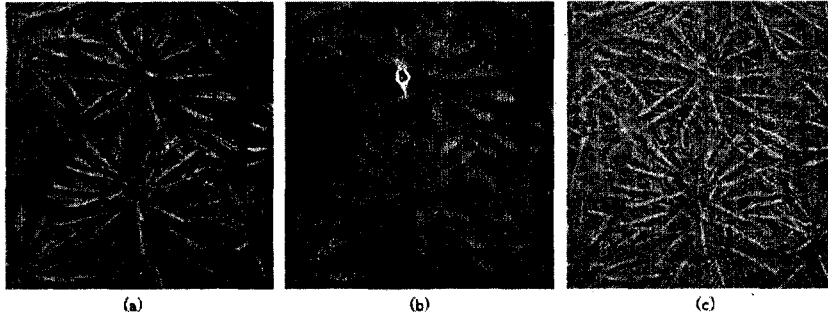


图 1 图像(a)可以分解成结构子图(b)和纹理子图(c)

假设 $I \in L^2(\mathbb{R}^2)$ 表示一幅图像, μ 为图像的结构框架, v 是这幅图像所包含的纹理图案和随机噪声;它们之间的关系表示为: $I(x, y) = u(x, y) + v(x, y)$, 给定一个图像 I , 从 I 获得 u 的问题可以看作在 $BV(\mathbb{R}^2)$ 函数空间中的最小化问题, 如果 v 表示 $v = I - u$, 那么 ROF 模型可以表示为:

$$\inf_{u \in BV} \{F(u) = \int |\nabla u| + \lambda \|v\|_2^2, I = u + v\} \quad (1)$$

其中, $\int |\nabla u|$ 是规则化项, $\lambda \|v\|_2^2$ 是保真项, 是 u 的整体变分, 用来去除噪声。Y. Meyer 证明了当 λ 足够小时, 该模型可以有效地移除图像的纹理, 从 I 中提取 $u \in BV$ 和 v 。同时证明使用更弱的范数代替上面的 L^2 范数能更好地表示纹理, 提出用下面模型来替代 ROF 模型:

$$\inf_u \{J(u) = \int |\nabla u| + \lambda \|v\|_*^2, I = u + v\} \quad (2)$$

函数 v 可写成 $v = \nabla g; g = (g_1, g_2); g_1 = -\frac{u_x}{2\lambda |\nabla u|}, g_2 = -\frac{u_y}{2\lambda |\nabla u|}, \|v\|_* = \inf_{g(x,y)} \sup_{g(x,y)} \sqrt{g_1^2 + g_2^2}$

Luminita A. Vese 和 Stanley J. Osher^[10] 提出如下模型来逼近 Y. Meyer 的模型:

$$\inf_{u, g_1, g_2} \{G_p(u, g_1, g_2) = \int |\nabla u| + \lambda \int |I - u - \partial_x g_1 - \partial_y g_2|^2 dx dy + \mu [\int (\sqrt{g_1^2 + g_2^2})^p dx dy]^{\frac{1}{p}}\} \quad (3)$$

其中 $\lambda, \mu > 0$ 为调整参数, $p \rightarrow \infty$ 。第一项确保 $u \in$

$BV(\mathbb{R}^2)$; 第二第三项使得 $I \approx u + \text{div}(g_1, g_2), v = \text{div}(g_1, g_2)$ 。取 $p = 1$, 利用 Euler - Lagrange 方程可得:

$$u = I - \partial_x g_1 - \partial_y g_2 + \frac{1}{2\lambda} \text{div}(\frac{\nabla u}{|\nabla u|}) \quad (4)$$

该模型能更好地从 I 中分解出结构图 u 和纹理图 v (详细过程见文献[10])。

2 基于样本的方法修复纹理子图

使用基于样本的填充算法^[7]对纹理图像的修复具有较好的效果。该方法根据优先权 $P(p)$ 来选择破损区 Ω 边缘上的点 $p \in \partial\Omega$, 在已知信息区 Φ 中寻找与 p 周围信息相近的源片, 用源片的信息来代替 p 点周围的信息。优先权 $P(p)$ 定义为

$$P(p) = C(p)D(p) \quad (5)$$

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap (I-\Omega)} C(q)}{|\Psi_p|}, D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot n_p|}{\alpha}$$

$|\Psi_p|$ 是 Ψ_p 的面积。 α 为归一化因子, 对于灰度图像 $\alpha = 255, n_p$ 是边界 $\partial\Omega$ 在 p 点的单位法向量; ∇I_p^\perp 是图像等值线的方向。初始时 $\forall p \in \Omega, C(p) = 0; \forall p \in \Phi, C(p) = 1$ 。

$$\Psi_s = \arg \min_{\Psi_i \in \Phi} \frac{d(\Psi_i, \Psi_s)}{|\Psi_i|} \quad (6)$$

基于样本的填充算法如下:

- (1) 初始化;
- (2) 用中心 $P_c \in \partial\Omega$ 选择一个目标片 Ψ_c , 它的填充优先级 $P(p_c)$ 最高;
- (3) 根据(6)式在 Φ 中搜索与目标片 Ψ_c 最为相似源片 Ψ_s ;
- (4) 对 $\forall p \in \Psi_s$, 若 P 的置信度 $C(p) = 0$, 则用 p 的对应像素 $p' \in \Psi_s$ 来填充它, 并设 $C(p) = 1$;
- (5) 更新 Ω 及其边缘 $\partial\Omega$;
- (6) 如果 $\Omega \neq \emptyset$, 返回(2)。

基于样本的图像修复是一种非常实用的方法, 在处理纹理信息时有很好的效果, 在处理相对较简单的纹理信息时也有不错的表现。通过逐块匹配方法, 达到修复区域信息和源图像信息之间最大相识, 确保具有较好的视觉效果。

3 基于邻域信息的方法修复结构子图

对结构子图的修复若利用基于 PDE 的修复算法需要大量迭代计算。根据结构子图具有高度平滑, 边缘不太显著等特征(如图 1(b)所示), 使用一种新的方

法,该方法利用待修复点周围的已知信息来估计该点信息。图 2 为修复原理示意图。

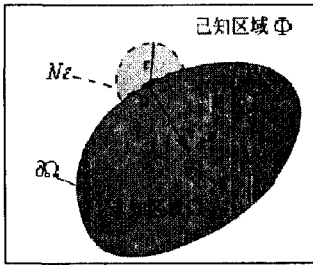


图 2 修复原理示意图

设图像 I 的待修复区域为 Ω , 已知信息区域为 Φ , $p \in \partial\Omega$ 是 Ω 边缘上的点, 其邻域为 $N_\epsilon \in \Phi$, $N_\epsilon(p)$ 是以 p 为中心, ϵ 为半径的已知信息中的区域, p 的像素值由 $N_\epsilon(p)$ 中已知点的像素值确定, 按此原理估算 p 点值如下:

$$I(p) = \frac{\sum_{q \in N_\epsilon(p)} \omega(p, q) I(q)}{\sum_{q \in N_\epsilon(p)} \omega(p, q)} \quad (7)$$

其中 $I(p)$ 为 p 点的颜色值; $\omega(p, q)$ 为加权函数, 加权函数既要能传输图像灰度值, 还要能保持 $N_\epsilon(p)$ 中的边缘细节, $\omega(p, q) = \text{dirc}(p, q) \text{dist}(p, q)$, 这里 $\text{dist}(p, q) = d / \|p - q\|$, $\text{dirc}(p, q) = \exp((\nabla I_p^\perp \cdot \nabla I_q^\perp) / (\|\nabla I_p^\perp\| \|\nabla I_q^\perp\|))$; $\text{dirc}(p, q)$ 表示 q 对 p 的影响与它们之间距离成反比, d 为一常数; $\text{dirc}(p, q)$ 表示 q 点等照度线方向与 p 点等照度线方向夹角越小, 对 p 点的影响越大。

利用式(7)逐渐填充待修复区域中的像素点, 填充优先权与该点到边缘的距离成反比, 属于同一边缘上的所有点优先权相等, 也就是说最外层边界的优先权最高, 往内层逐渐降低。每修复一条边界, 重新获取新边界(修复过程如图 3 所示, 其中(a)~(e)为逐步修复的过程; (f)~(j)分别对应(a)~(e)的边界)。该方法理论上具有较快的修复速度, 在试验中也得到验证。

4 试验结果分析

文中实验均在 CPU: Athlon 1.8GHz、内存: Kingston 1GB 的 PC 机上用 Matlab7.0 实现。利用文中方法, 根据周围信息从破损区边缘向内部填充, 逐渐

缩小破损区面积, 最后达到修复的目的。图 3 是图 4 的一部分, 用来说明文中方法逐步修复的过程; (a) 为破损图的结构图像; (f) 是 (a) 破损区的单像素边界, 将该边界上的所有点填充后的图像为 (b); 再计算 (b) 的边界 (g), 填充该边界后为 (c); 根据这种方式对破损区边界层层推进的填充, 直到整个破损区全部修复; (e) 为最终的修复结果。

选用几种常用方法来修复结构子图, 并进行比较。图 4(a) 是一幅带有划痕、文字和破损区的图像; (b)、(c) 分别是文中方法处理过的结构子图和纹理子图; 采用基于样本的方法、BSCB 模型和文中方法来修复结构子图, 最终的合成效果分别为图 (d)、(e)、(f)。图 5 为对目标的移除效果, 图 6 为对大面积文字图像的修复。

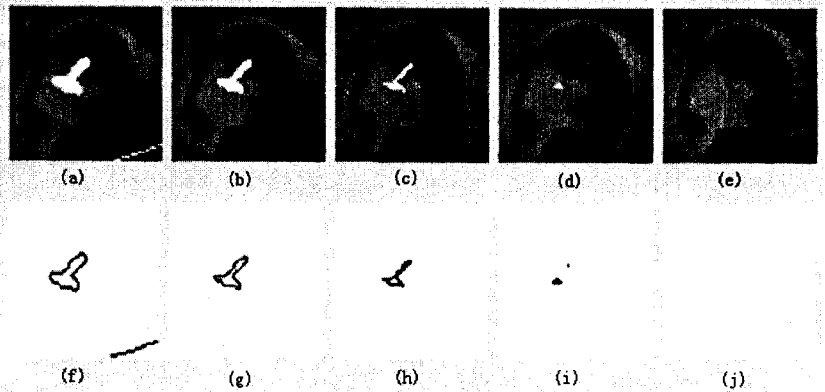


图 3 文中方法的修复过程

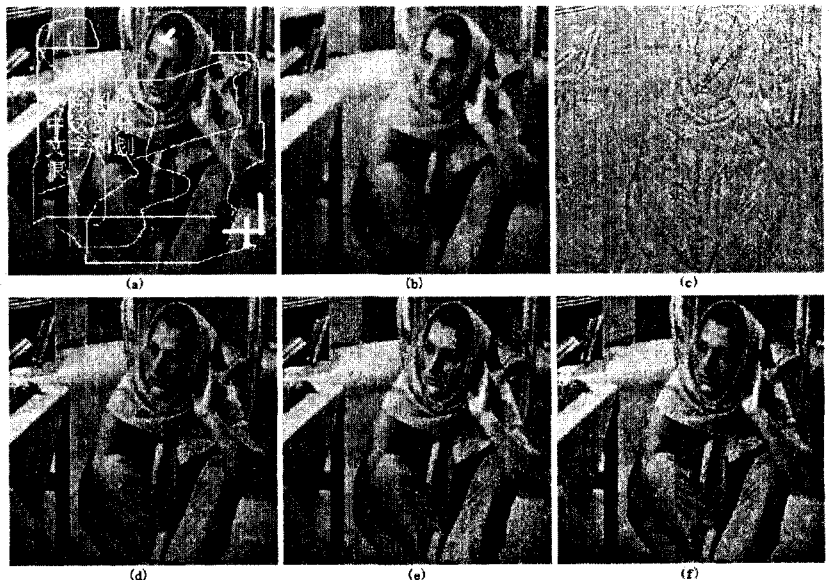


图 4 几种方法修复效果的比较

注: 对 (a) 的结构子图和纹理子图修复结果为 (b) (c); (d) (e) (f) 分别为基于样本的方法、BSCB 模型和文中方法的结果。

该方法不需要大量纹理匹配, 也无需大量的偏微分方程迭代过程, 因此时间代价远小于基于 PDE 的方

法和基于样本的方法。表 1 给出了几种方法处理结构子图的运算时间。由表可见,使用 BSCB 模型和基于样本的方法需要几分钟甚至几十分钟才能完成的修复,文中方法几秒内就能完成,在运算时间上的优势是显而易见的。

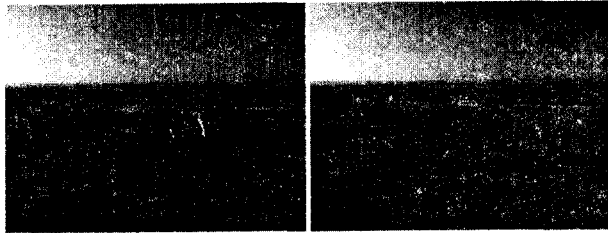


图 5 目标移除效果



图 6 文字去除效果

表 1 对结构图像修复的几种方法时间上的比较

实验图像	图像大小	破损区大小	修复时间		
			BSCB模型	基于样本方法	文中方法
图 4	256×256	4080(6.23%)	3.0min	3.2min	0.66s
图 5	302×399×3	3595(3%)	38min	8.1min	4.84s
图 6	279×438×3	20737(15.94%)	21min	76min	5.43s

5 结束语

目前对纹理图像的修复主要采用基于样本的方法,对结构图像的修复采用基于 PDE 的方法。文献 [10] 的方法把图像分解为结构子图和纹理子图;然后分别用不同的方法处理分解后的子图;最后合成来完成修复。对其中的结构子图的修复部分作了些改进:根据结构子图具有高度平滑、边缘信息不显著等特征,使用一种新的修复方法。该方法仅利用邻域信息填充

破损区,取得较好的效果,且大大缩短了修复时间。然而,该方法也具有一定的局限性,对破损区较小(如划痕、文字等)或边缘不显著的图像具有较好的修复效果;但对于有明显边界的大区域破损图像,修复效果不太理想。所以,今后可以在这方面做些改进工作,使其能有更大的适用范围。

参考文献:

- [1] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting [C]//In Proc. ACM Conf. Comp. Graphics (SIGGRAPH 2000). New Orleans, LU:[s. n.],2000,417-424.
- [2] Chan T, Shen J. Mathematical models for local non-texture inpaintings[J]. SIAM J App. Math., 2001, 62(3): 1019-1043.
- [3] Rudin L, Osher S, Fatemi E. Nonlinear total variation based noise removal algorithms[J]. Physica D, 1992, 60(1-4): 259-268.
- [4] Chan T F, Shen J H. Non texture inpainting by curvature driven diffusion (CDD)[D]. Los Angeles: Univ. of California, 2000.
- [5] Chan T F, Kang S H, Shen J. Euler's Elastica and Curvature based inpaintings[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 63: 564-592.
- [6] Esedglu S, Shen J. Digital inpainting based on the Mumford-Shah-Euler image model [J]. European J. Appl. Math., 2002, 13: 353-370.
- [7] Criminisi A, Perez P, Toyama K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting[J]. IEEE Trans. Image Processing, 2004, 13: 1200-1212.
- [8] Bertalmio M, Vese L, Sapiro G, et al. Simultaneous structure and texture image inpainting[J]. IEEE Trans. Image Process, 2003, 12(8): 882-889.
- [9] Meyer Y. Oscillating patterns in image processing and nonlinear evolution equations[M]. Princeton: American Mathematical Society Press, 2002.
- [10] Vese L A, Osher S J. Modeling textures with total variation minimization and oscillating patterns in image processing[J]. Journal of Sci Comput, 2003, 19(3): 553-572.

(上接第 87 页)

新案例的不断写入,也使系统有一定的学习能力,从而实现了一定的智能化。

参考文献:

- [1] Harmon P. IBM's BPM Strategy, Products and Architecture [J]. Business Process Trends, 2004, 2(11): 23-25.
- [2] 罗海滨,范玉顺,吴澄. workflow 数据的一致性保护框架 [J]. 计算机集成制造系统, 2002, 8(4): 320-325.
- [3] Li Weiping, Xue Jinsong, Zhu Yunlong. The Dynamic Modeling Method of Workflow Management System Supporting BPR[J]. China Mechanical Engineering, 2002, 13(15): 1314-1317.
- [4] 孙瑞志,史美林. workflow 异常处理的形式描述 [J]. 计算机研究与发展, 2003, 40(3): 393-397.
- [5] 陶亚雄,王坚. 基于流程知识的 BPM 系统异常处理研究 [J]. 计算机工程, 2007, 33(9): 186-188.