

基于纹理和结构的图像修复算法研究

魏 欣, 蒋华伟

(河南工业大学 信息科学与工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 图像修复是一种修复图像中破坏部分的技术, 具有广泛的应用。传统的图像修复算法对于纯结构或纯纹理图像有较好的修复效果, 对于既有结构又有大量纹理的图像, 可以先将图像分为结构子图和纹理子图, 再分别用不同的方法处理两个子图。算法结合了 Poisson 方程和块纹理合成的思想, 首先将原图分解成结构子图和纹理子图两部分, 然后根据两个子图各自的特征分别进行修复。对于结构子图, 采用基于 Poisson 方程的方法进行修复, 对于纹理子图, 采用纹理块合成方法进行修复。实验证明, 该算法具有良好的修复效果。

关键词: 图像修复; 纹理合成; Poisson 方程; 置信度

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2010)09-0090-04

Study on Inpainting Algorithm Based on Image Structure and Texture

WEI Xin, JIANG Hua-wei

(College of Information Science and Engineering, Henan University of Technology, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: Image inpainting is a kind of repairing the damaged section of the image technology with a wide range of applications. The traditional image inpainting algorithm has good image inpainting results for pure structural or pure texture image. For the image that contains structure and massive texture, 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. This algorithm combines ideas of Poisson equations and block texture synthesis, first separate original image into the structure and texture subgraph of two parts, and then the two parts were repaired according to their characteristics, for structural sub-image, repaired using methods based on the Poisson equation, for sub-graph of the texture, repaired using texture block synthesis. Experiments show that the algorithm has good inpainting results.

Key words: image inpainting; texture synthesis; Poisson equation; confidence value

0 引 言

图像修复是指针对图像中遗失或者损坏的部分, 利用图像待修补区的邻域信息来估算待修补区内缺损信息的过程, 其主要目的是按照一定的规则对破损的图像进行修复, 使修复后的图像可以达到人眼主观系统可以接受的标准。图像修复也是当前计算机视觉领域的一个研究热点, 在文物保护、影视特技制作、虚拟现实、多余物体移除等领域有广泛的应用价值。

Bertalmio^[1]首先提出一种基于信息传输的图像修复模型。该模型利用各向异性扩散的偏微分方程 (partial differential equation, PDE) 沿边缘方向传输不同

的图像信息, 以修复目标区域。Tony 等^[2]在此研究基础上, 提出了总体变分 (total variation, TV) 修复模型修复方法, 及由 TV 模型启发产生的曲率驱动扩散 (curvature driven diffusion, CDD) 模型^[3]修复方法。Efros^[4,5]提出一种基于模块的图像分析模型, 与 Bertalmio 提出的使用 PDE 的模型相比, 基于模块的模型不仅处理速度快, 且能够保持图像纹理信息; Bomard 等^[6]首先使用基于模块的模型修复自然场景图像。Patrick^[7]证明在自然图像中, 基于模块模型的修复效果仍优于 PDE 模型。

Criminisi 等人^[8]提出基于块的纹理合成方法, 其算法思想是首先从待修补区域的边界上选取一个像素点, 同时以该点为中心, 根据图像的纹理特征, 选取大小合适的纹理块, 然后在待修补区域周围寻找与之最相似的纹理匹配块来代替该纹理块。该算法的核心包括优先权计算、搜索和复制 3 步, 给出的实验结果表明该算法在时间和视觉效果上优于其他算法。Tang 等

收稿日期: 2010-01-11; 修回日期: 2010-04-22

基金项目: 河南省自然科学基金 (2008AS20005)

作者简介: 魏 欣 (1985-), 女, 硕士研究生, 研究方向为图像处理、网络安全; 蒋华伟, 博士, 副教授, 硕士研究生导师, 研究方向为计算机数学建模及数值模拟、模式识别、图像处理等。

人^[9]在这种方法的基础上提出了改进的方案。

Bertalmio 等人^[10]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。在文献^[10]的基础上,把图像分解成纹理子图和结构子图,根据纹理子图的特征,利用一种快速有效的方法对纹理子图进行修复,最后与结构子图合成,完成修复;并从修复结果分析了该算法的有效性。

1 相关工作

1.1 图像分解成纹理子图和结构子图

使用 Vese 等人^[11]提出的图像分解算法来分离原始图像以获得结构子图和纹理子图像。该算法从本质上讲,它是一种基于 TV 模型的去噪算法。首先通过各向异性的扩散得到一个平滑图像,该图像即为结构图像,而纹理图像通过待修复图像与结构图像之差获得。在基于 TV 模型的分解方法中,定义如下代价函数:

$$E(u) = \min_n \left(|\nabla u| + \frac{\lambda}{2} (|u - u_0|^2) \right) dx dy \quad (1)$$

其中, u_0 与 u 分别为原图与去噪后的图像, λ 为权重, Ω 为图像区域。上式中第一项是为了使待修复区域及其边界尽可能的平滑;第二项使得修复过程对噪声有良好的鲁棒性。 $E(u)$ 取得极值所满足的 Euler - Lagrange 方程为:

$$\operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) - \lambda(u - u_0) = 0 \quad (2)$$

使用梯度下降法解此方程:

$$\frac{\partial u}{\partial t} = \operatorname{div} \left(\frac{\nabla u}{|\nabla u|} \right) - \lambda(u - u_0) \quad (3)$$

下面是通过 TV 模型分解获得的示意图。结果图如图 1 所示。



图 1 结构和纹理分离示例

1.2 使用基于 Poisson 方程方法修复结构子图

首先,对结构图像使用 Laplacian 算子,得到其 Laplacian 场。明显可知,颜色值为线性渐变或者常数的背景经 Laplacian 算子后,除了边缘处其他地方的值均为零,因此结构信息得到了强化,而背景信息被大幅弱化(如图 2 所示),而且在边缘附近 Laplacian 场会产生正负脉冲各一,在块匹配的时候有助于边缘的精确配准,提高结构修复的准确性。通过采样复制算法对 Laplacian 场进行修复后,通过 Poisson 方程重建即可得到结构信息的修复结果。

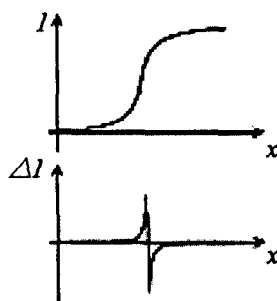


图 2 图像边缘及其 Laplacian 场

Poisson 方程最早是由热力学问题提出的,是在已知物体边界处的温度分布和内部温度的 Laplacian 场的情况下,反应物体内部温度变化情况。Perez 等人^[12]首先提出了基于 Poisson 方程的图像无缝复制,即如何把源图像 g 中的某个区域 Ω 复制到目的图像 f 中,并良好保持图像 f 的一致性。针对这个问题,Pérez 等人使用了下述模型:

$$\begin{cases} f^* = \arg \min_n \int_{\Omega} |\nabla f - \nabla g|^2 dx dy \\ f^*|_{\partial\Omega} = f|_{\partial\Omega} \end{cases} \quad (4)$$

由 Euler - Lagrange 方程可知,上式等价于:

$$\begin{cases} \Delta f^* = \Delta g \\ f^*|_{\partial\Omega} = f|_{\partial\Omega} \end{cases} \quad (5)$$

可以看出上式是一个标准的 Dirichlet 边界条件下的 Poisson 方程。该式表示:只要知道某区域边界上的值和表示内部温度的 Laplacian 场,就可以重建整个区域内部的值。同时在满足边界条件的情况下,使其内部的变化与指导场尽可能的相似。由重建得到的解,既保持了内部变化情况,又有很好的平滑效果。应用到图像无缝复制问题中,取得了非常好的效果。

2 基于纹理合成的方法修复纹理子图

2.1 计算修补区的优先级

修补区域的优先权决定了以后的修补

优先顺序,优先权越高,越先处理修补区域。在计算优先权大小时,应考虑几个因素:(1)修补区域内像素的置信度大小;(2)待修补区包含的线性结构信息能否与周围形成一个连续的线性结构,即待修补区的邻域是否是闭合的。如图 3 所示,边缘上待修补区域 Ψ_p 的优先权 $P(p)$ 的计算公式^[13]如下:

$$P(p) = C(p)D(p) \quad (6)$$

其中, $C(p)$ 和 $D(p)$ 分别称为置信度项和数据项,其分别定义如下:

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap C(p)} 1}{|\Psi_p|} \quad (7)$$

$$D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot n_p|}{a}$$

其中, p 为修复区边缘线 $\partial\Omega$ 上的一点, Ψ_p 为以 p 为中心的区域块, n_p 为垂直于边缘线 $\partial\Omega$ 上 p 点的法向量, ∇I_p^\perp 为点 p 亮度变化的延续方向,即点 p 的等照度线方向。初始化时,置 $C(p) = 0, \forall p \in \Omega, C(p) = 1, \forall p \in \partial\Omega$ 。

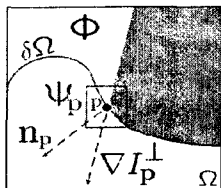
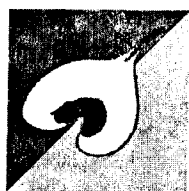
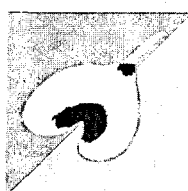


图 3 优先级计算示意图

$C(p)$ 所代表的意义为让有较多像素存在的区域块优先处理,这里的像素指的是已经填充或位于 Φ 区域内的像素,区域块内的像素越多,表示可以用来对比的信息越多,优先处理这类区域可以得到较可靠的修补结果。如图 2(a),右上方空白部分尖端的区域周围包含较多的像素,置信度较高,左下方凹入空白区域部分周围包含较少像素,置信度比较低。 $D(p)$ 表示区块内的结构信息可延续至修补区域内的强弱,为 $\partial\Omega$ 上的像素与 Ω 边界相切产生的法向量,和区域块内最大的颜色梯度数值相乘并正规化而得,这个数值使得在进行修复时,也能同时考虑图像中的线性结构,当区域块内的结构能延续至修补区域时,将优先被处理,如图 4(b) 所示。将 $C(p)$ 和 $D(p)$ 相乘,得到了一个可决定处理顺序的优先权,这个优先权同时考虑了修补图像



(a) 置信度高低图



(b) 线性结构高低图

图 4 置信度与线性结构的高低区域

中的线性结构,使得两者得到平衡发展。

2.2 最佳匹配块并填充待修补区

当目标区域边界上所有修复块的优先级都计算完成后,寻找具有最大优先级的修复块 Ψ_p 。文献[14]提到,徐晓刚的螺旋状点匹配搜索方法与穷尽搜索法相比,合成速度平均可以提高 360 倍。根据统计的原理,待修补的区域块的最佳匹配块处于待修补区域块邻域分布的概率较大,据此,文中将扩展到块匹配,在最佳匹配块的搜索过程中,不在从图像的坐标零点开始,而是从当前待修补区域块开始向外做螺旋线状搜索,若匹配误差小于设定的阈值,则搜索终止,将该块保存到修补链表 ArrLint 中,若遍历了整个图像,仍未找到满足误差要求的点,则选取其中误差最小的块作为待修补区域块的最佳匹配块。

文中匹配源块和目标块的匹配度的公式如下:

$$\Psi_q = \arg \min_{\Psi_q \in \Phi} d(\Psi_q, \Psi_p) \quad (8)$$

其中, $d(\Psi_a, \Psi_b)$ 表示 Ψ_a 与 Ψ_b 区块间的差距,以 sum of squared differences(SSD) 计算区块内存在像素之间颜色的差距,公式如下所示:

$$SSD = \sum \left\{ \begin{aligned} &(R_p(p) - R_q(P))^2 + \\ &(G_p(p) - G_q(P))^2 + \\ &(B_p(p) - B_q(P))^2 \end{aligned} \right\} \quad (9)$$

其中, R_p, G_p, B_p 分别表示目标块内像素的 RGB 三原色; R_q, G_q, B_q 则分别表示待修补块内像素的 RGB 三原色。找到最佳匹配块后,将目标块中的像素值依次付给目标块对应的像素点,完成修补。

2.3 更新置信度

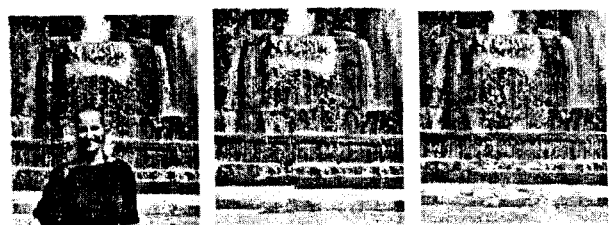
目标块修补完成后,原来块中的边界点变成已知点,原区域内点变为已知点或者边界点,这时需计算已知点的置信度,以及边界点的优先权。对于新加入到修补区域块内的像素,在此都将它们设为与 p 点位置的像素有相同的置信度。如公式(10)所示, $C(p)$ 中的 p 点为在 Ψ_p 区域块内且填入修补区域 Ω 的像素,如果目标区域 Ω 内存在便循环读取边界点链表中的像素点,计算最佳匹配源块,修补、更新置信度及链表,直至链表为空,此时图像修补完毕。

$$C(p) = C(\hat{p}) \forall p \in \Psi, \hat{p} \in \Omega \quad (10)$$

3 实验结果与分析

文中实验均在 CPU intel 2.8GHz,内存 Kingston1.5GB 的 PC 机上用 Matlab7.0 实现。使用文中改进算法对图 5(a)待修复图像进行修复, Bertalmio 算法修复结果如图 5(b)所示,文中算法实验结果如图 5(c)所示。从实验结果可以看出,图 5(b)中去除人物图像

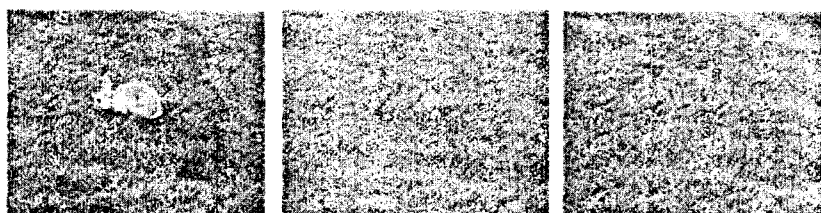
后,按照已有的信息进行修复时,地面和草丛连接处有明显的接缝,而瀑布上也有明显的模糊现象,而文中算法的修复效果明显比较好,地面和草丛连接比较自然,瀑布上也没有明显的模糊的地方。



(a)原图 (b)Bertalmio算法修复结果 (c)文中算法修复结果

图5 人物瀑布图

图6是使用Efros算法和文中改进算法的另外对比实验图。图5(a)是处理之前的原图,(b)是用Efros算法修复的结果,(c)是文中算法修复结果。从对比结果可看出,图5(b)在去除兔子图像之后进行修复时出现明显的断裂现象,而文中算法则有效避免了此类现象。



(a)原图 (b)Efros算法修复结果 (c)文中算法修复结果

图6 兔子吃草图

4 结束语

文中通过对图像修复算法特点进行分析,将原图分解成结构子图和纹理子图两部分,然后根据两个子图各自的特征分别进行修复。对于结构子图,采用基于Poisson方程方法以提高修复效果,改善原有修复过程中的块效应等问题,该方法对于区域内部和区域边界都有不错的修复效果。对于纹理子图,采用基于纹理块合成的方法进行修复,在搜索最佳匹配块时采用螺旋线方法,提高了搜索速度,进而提高了修复速度,大大缩短了修复时间。然而,该算法仍有一定的局限性。如前所述,图像修复是一个异常复杂的问题,如果要获得较好的修复效果,就必须保证能够合理地完成图像缺失区域信息的推测,即待修复区域不能出现新的结构或者纹理信息。否则在信息量大量缺失的前提下,无论哪种修复方法都难以获得满意的修复效果。文中的算法对于破损区域较小或边缘不显著的图像有较好的修复效果,对于大范围的图像修复,修复效果不太理想。因此,以后应在这方面进一步研究,使其有更大的应用范围。

参考文献:

- [1] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image Inpainting[C] // In: Proceedings of Computer Graphics, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH. New Orleans, Louisiana, USA: [s. n.], 2000: 417 - 424.
- [2] Chan T F, Shen J. Non - texture inpainting by curvature - driven diffusions(CDD)[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2001, 12(4): 436 - 449.
- [3] Chan T F, Kang S, Shen J. Euler's elastica and curvature - based inpainting[J]. SIAM Journal of Applied Mathematics, 2002, 63(2): 564 - 592.
- [4] Efros A, Freeman W F. Image quilting for texture synthesis and transfer[C] // In: Proceedings of Computer Graphics, Annual Conference Series, ACM SIGGRAPH. Los Angeles, CA, USA: [s. n.], 2001: 341 - 346.
- [5] Chan T F, Shen J. Morphologically invariant PDE inpainting[R]. Los Angeles, CA, USA: University of California Los Angeles(UCLA), 2001.
- [6] Bornard R, Lecam E, Laborelli L, et al. Missing data correction in still images and image sequences[C] // In: Proceedings of ACM Multimedia. Juan - les - Pins, France: [s. n.], 2002: 355 - 361.
- [7] Efros A, Leung T. Texture synthesis by nonparametric sampling [C] // In: Proceedings of International Conference on Computer Vision. Kerkyra, Greece: [s. n.], 1999: 1033 - 1038.
- [8] Tang F, Ying Y T, Wang J, et al. A novel texture synthesis - based algorithm for object removal in photographs[C] // Proceedings of 9th Asian Computing Science Conference. Thailand: [s. n.], 2004: 248 - 258.
- [9] Drori I, Cohen - Or D, Yeshurun H. Fragment - based image completion[C] // ACM Trans. Graphics (SIGGRAPH). San Diego, CA: [s. n.], 2003: 303 - 312.
- [10] Bertalmio M, Vese L, Sapiro G, et al. Simultaneous structure and texture image inpainting[J]. IEEE Trans. Image Process, 2003, 12(8): 882 - 889.
- [11] Vese L, Osher S. Modeling Textures with Total Variation Minimization and Oscillating Patterns in Image Processing[J]. Journal of Scientific Computing, 2003, 19(1 - 3): 553 - 572.
- [12] Pérez P, Gangnet M, Blake A. Poisson Image Editing[J]. ACM Trans. on Graphics, 2003, 22(3): 313 - 318.
- [13] Criminisi A, Pérez P, Toyama K. Region filling and object removal by exemplar - based image inpainting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9): 1200 - 1212.
- [14] Sun Huanliang, Bao Yubin, Zhao Faxin, et al. CD - Trees: an efficient index structure for outlier detection [C] // Proc. of WAIM'04. Dalian: [s. n.], 2004: 600 - 609.