

中图法分类号: TP391.41 文献标志码: A 文章编号: 1006-8961(2011)04-0528-05  
论文索引信息: 刘建明, 鲁东明. 采用加权优化的图像修复 [J]. 中国图象图形学报, 2011, 16(4): 528-532

# 采用加权优化的图像修复

刘建明, 鲁东明

(浙江大学人工智能研究所, 杭州 310027)

**摘要:** 针对目前贪婪修复算法可能存在修复效果视觉不一致以及优化修复算法中存在的算法复杂度较高或者未考虑结构信息的情况, 提出一种基于加权优化的图像修复算法, 通过定义出新的能量函数, 把图像破损修复问题转化为加权的离散优化问题, 在保证结构信息强、信任度高的区域被优先修复的前提下, 利用贪婪修复思想获取初值并计算权值, 然后通过类 EM 算法迭代求解出破损区域中每一个像素的最佳值。与其他贪婪合成和最优化方法相比, 优先考虑结构信息对修复效果的影响, 更好地保持了纹理和结构的整体一致性。

**关键词:** 图像修补; 对象去除; 壁画修复; 质量评价

## Image inpainting via weighted optimization

Liu Jianming, Lu Dongming

(Artificial Intelligence Institute, Zhejiang University, Hangzhou 310027 China)

**Abstract:** Owing to the visual inconsistency of the greedy synthesis algorithm and neglecting of structure information of other optimization based inpainting, a new image inpainting algorithm using structure and texture optimization was proposed. The image inpainting was formulated as minimization of a weighted energy function, which was optimized using an expectation maximization (EM)-like algorithm. To ensure damaged regions with strong structure and high confidence been given priority to restoration, a greedy approach was used to set initial values and to calculate weight values for the EM algorithm. Compared with greedy synthesis and optimization based image inpainting approaches, the proposed algorithm considers the structure information and achieves better repairing results.

**Keywords:** image restoration; image completion; ancient painting restoration; quality assessment

## 0 引言

图像修复 (image inpainting) 主要是指对图像进行撰改使得在与原始图像风格保持一致的前提下, 人眼觉察不到修复的痕迹, 最早出现在博物馆修复艺术作品当中<sup>[1]</sup>。近年来, 除了用于修复艺术图像外, 图像修复技术还被广泛用于旧照片修复、影视特效制作、文物保护等多个领域。目前在这方面研究大致可以分为两类: 基于偏微分方程 (PDE) 的图像

修复算法和基于纹理合成的图像修复算法。Marcelo Bertalmio 等人<sup>[1]</sup>首次提出了一种利用偏微分方程来模拟博物馆艺术家修复艺术作品过程的图像修复算法, 随后更多更复杂的 PDE 模型被提出<sup>[2-4]</sup>。然而, 大部分基于 PDE 模型的图像修复算法只适合纹理简单且小尺度破损的图像的修复, 对于存在大面积破损且纹理复杂的图像, 往往产生模糊效果。基于纹理合成的图像修复算法<sup>[5-11]</sup>主要通过从实例中拷贝样本块进行修复, 其本质是一种受约束的纹理合成算法。Criminisi 等人<sup>[5]</sup>提出一种基

收稿日期: 2009-08-21; 修回日期: 2009-11-06

基金项目: 长江学者和创新团队发展计划项目 (IRT0652); 新世纪优秀人才支持计划项目 (NCET-04-0535); 古代壁画保护国家文物局重点科研基地开放课题资助项目。

第一作者简介: 刘建明 (1981—), 男。2003 年于浙江大学获计算机科学与技术专业工学学士学位, 现为浙江大学计算机应用专业博士研究生 (直博), 主要研究方向为图像处理与识别、文物数字化保护。E-mail: liujianming@zju.edu.cn。

于优先级的纹理合成修复算法,使得周围已知像素比例大且结构信息强的像素附近破损被优先修复。由于该算法简单有效,出现了大量相关改进算法<sup>[6-8]</sup>。然而,由于上述算法都具有贪婪性,存在错误传递的问题,难以做到全局最优,同时,一旦一个破损块被合成修复,就无法再修改。相对于基于贪婪算法思想的图像修复算法,很多人提出了基于离散优化的图像修复算法<sup>[9-10]</sup>。Komodakis 等人<sup>[9]</sup>利用置信传播(BP)算法求解能量函数的全局最优值来进行修复;然而,由于参考样本块数量往往巨大,算法复杂度很高。葛仕明等人<sup>[10]</sup>提出了一种基于离散优化的图像修复算法,通过迭代求解最佳接缝和一致性搜索进行修复。然而,图像修复中显著结构信息的修复要优先于纹理修复<sup>[5]</sup>,具有强结构和高信任度的破损区域块应该首先得到修复或得到更大权值,该算法并没有考虑结构信息的影响。总的来说,基于纹理合成的图像修复算法能够修复具有复杂纹理的大面积破损,然而在复杂结构修复方面不如基于 PDE 模型的图像修复算法。

Kwatra 等人<sup>[11]</sup>提出一种基于迭代优化的纹理合成算法,通过类 EM 算法迭代求解能量函数最小值来进行纹理合成。受文献[11]启发,提出一种采用加权优化的图像修复算法。通过分析图像修复的特殊性,定义出改进的能量函数,并利用基于优先级的贪婪算法计算各个节点的权值和初值,然后利用类 EM 算法迭代求解出破损区域中每一个像素的最佳值。与不考虑结构信息的优化修复算法及其他贪婪修复算法相比,本文算法具有以下优势:

1) 通过给待修复区域中不同部分赋予不同的权值,保证了周围已知像素比例大且结构信息强的像素附近破损被优先修复;

2) 采用贪婪修复思想获取的 EM 算法的初值已经很接近最终修复效果,减少迭代次数,降低了时间复杂度;

3) 与贪婪修复算法不同,本文算法不是直接从参考图像中拷贝像素进行修复,而是迭代计算出每一个像素的值,从而避免两个相邻块在接缝处的一致性不一致问题。

## 1 问题建模与求解

给定输入图像  $I$ , 待修复的破损区域  $\Omega$ , 参考图像  $\phi$  (一般情况下,  $\phi = I - \Omega$ , 也可以是用户指定的

输入图像  $I$  的某个未破损区域或其他图像)。假定修复后  $\Omega$  内像素组成的向量为  $X$ , 则图像修复问题可以定义为满足与破损区域  $\Omega$  边界处纹理和结构一致的情况下, 参考图像  $\phi$ , 求解  $X$  最佳值的问题。为了求解  $X$ , 首先对包含  $\Omega$  的矩形区域内像素点在  $X$  和  $Y$  方向分别以间距  $s$  进行稀疏采样, 并以每个采样点为中心, 构建  $w \times w$  的窗口块 ( $w = 1.5s$ ), 如图 1 所示。

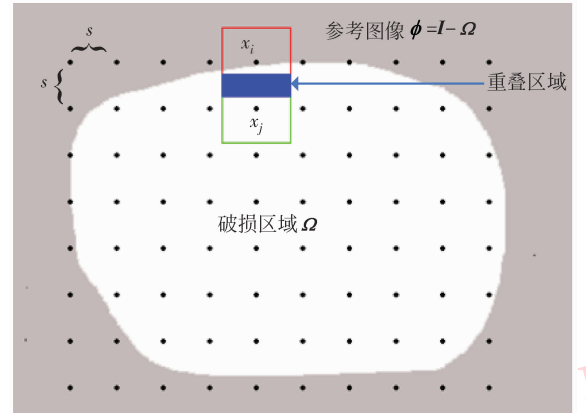


图 1 图像破损区域分块

Fig. 1 Illustration of overlapped block in image

定义  $x_i$  为以采样点  $i$  为中心的窗口块内所有像素组成的向量, 则所有以采样点为中心且与破损区域  $\Omega$  相交的窗口块组成的向量集为:  $S_\Omega = \{x_1, x_2, \dots, x_i, \dots, x_n\}$ 。显然, 其中与破损区域边界相交的窗口块对应向量  $x_i$  是由已知像素和  $X$  中未知像素构成, 而与破损边界不相交的窗口块对应向量  $x_j$  则完全由  $X$  中未知像素构成。对于  $S_\Omega$  中每个  $x_i$ , 在参考图像  $\phi$  中寻找一个结构和纹理最相似的同等大小样本块组成的向量  $z_i$ , 形成最佳匹配样本块集  $M_z = \{z_1, z_2, \dots, z_n\}$ , 则  $X$  最佳值可以通过迭代求解下面能量函数最小化时取值得到

$$E(X) = \left( \sum_{i=1}^n \omega_i \|x_i - z_i\|^2 \right) + \lambda \|X_c - Z_c\|^2 \quad (1)$$

式中,  $\omega_i$  是当前窗口块向量  $x_i$  的权值, 窗口块的已知像素比例越大且结构信息越强, 权值就越大, 从而保证了具有强结构、信任度高的区域被优先修复。  $X_c$  是  $S_\Omega$  中所有已知像素对应变量组成的向量,  $Z_c$  则是已知变量  $X_c$  在原图像  $I$  中的像素值,  $\lambda \|X_c - Z_c\|^2$  用来约束能量函数  $E(X)$  在与破损区域边界附近已知像素保持一致情况下取最小值,  $\lambda$  是约束参数。利用式(1), 可以采用类 EM 算法迭代求解  $X$ 。由于 EM 算法对初始值比较敏感, 初始值选定

的好坏对最终修复效果和迭代次数都有很大影响,而  $\mathbf{X}$  的初值未知,因此,为了得到更好效果和减少迭代次数,首先采用基于最佳优先的方法计算初始时的每个  $\mathbf{x}_i$  对应的  $\mathbf{z}_i$  并得到各个窗口块的权值,然后再利用类 EM 算法迭代求解出破损区域的所有像素值  $\mathbf{X}$ 。具体算法描述如下:

1) 初始化 这是整个算法的关键一步,影响到最终的修复效果。首先利用基于优先级的初始样本选择和权值计算方法计算出所有窗口块  $\mathbf{x}_i$  的优先级  $P(\mathbf{x}_i)$ ,然后选取优先级最高的窗口块  $\mathbf{x}_{\max}$ ,从参考图像中搜索得到满足结构和纹理最佳匹配样本块  $\mathbf{z}_{\max}$ ,把它放在参考样本块列表  $\mathbf{M}_z$  中,并利用  $\mathbf{z}_{\max}$  对当前破损块进行拷贝修复。重复上述过程直到找到  $\mathbf{S}_\Omega$  中每个  $\mathbf{x}_i$  对应的  $\mathbf{z}_i$ ,并计算出所有窗口块权值  $\omega_i$ 。

2)  $E$  步 通过对式(1)求导,计算能量函数  $E(\mathbf{X})$  取最小值时  $\mathbf{X}$  的取值,并作为新的值更新  $\mathbf{X}$ ,更新  $\mathbf{S}_\Omega$ 。

3)  $M$  步 对于更新后的  $\mathbf{S}_\Omega$  中每个  $\mathbf{x}_i$  利用“组合样本块匹配度量”公式在参考图像中找到新的最佳匹配  $\mathbf{z}_i$ ,形成新的  $\mathbf{M}_z = \{\mathbf{z}_1, \mathbf{z}_2, \dots, \mathbf{z}_n\}$ 。

4) 判断每个  $\mathbf{x}_i$  对应的  $\mathbf{z}_i$  是否发生变化或迭代次数是否在给定迭代次数之内,如果是,跳到步骤 2);如果没有,停止迭代。

### 1.1 基于优先级的初始样本块选择和权值计算

在初始化时,采用最佳优先原则,首先计算出每个窗口块的优先级。优先级值的计算依赖于两个方面<sup>[5]</sup>:

1) 窗口块中包含的强边缘信息,称之为“结构强度”;

2) 窗口块中包含的有效已知信息,称之为“信任度”。

参考文献[5]中定义,首先计算出破损区域边界  $\partial\Omega$  上每个像素  $p$  的信任度值  $c(p)$  和结构强度值  $d(p)$ ,公式如下

$$c(p) = \frac{\sum_{q \in (\mathbf{x}_p \cap (I - \Omega))} c(q)}{|\mathbf{x}_p|}, d(p) = \frac{|\nabla \mathbf{I}_p^\perp \cdot \mathbf{n}_p|}{\alpha} \quad (2)$$

式中,  $|\mathbf{x}_p|$  是以  $p$  为中心的  $w \times w$  窗口块的面积(像素个数总和),  $\alpha$  是归一化参数,  $\Omega$  表示破损区域,  $\nabla \mathbf{I}_p$  是待修复图像在像素  $p$  的梯度,  $\perp$  是向量正交操作,  $\mathbf{n}_p$  是在像素  $p$  上垂直于破损区域边界  $\partial\Omega$  的单位法向量,初始时

$$c(p) = \begin{cases} 0 & p \in \Omega \\ 1 & p \in I - \Omega \end{cases} \quad (3)$$

现在可以定义出  $\mathbf{S}_\Omega$  中窗口块  $\mathbf{x}_i$  的信任度  $C(\mathbf{x}_i)$  和结构强度  $D(\mathbf{x}_i)$

$$C(\mathbf{x}_i) = \frac{\sum_{p \in (\mathbf{x}_i \cap \partial\Omega)} c(p)}{|\mathbf{x}_i \cap \partial\Omega|} \quad (4)$$

$$D(\mathbf{x}_i) = \max_{p \in (\mathbf{x}_i \cap \partial\Omega)} \{d(p)\} \quad (5)$$

式中,  $|\mathbf{x}_i \cap \partial\Omega|$  是指窗口块  $\mathbf{x}_i$  中包含破损边界  $\partial\Omega$  上像素的个数。窗口块  $\mathbf{x}_i$  的信任度等于其所包含的破损边界  $\partial\Omega$  上像素的平均信任指数。对于在破损区域  $\Omega$  内与破损边界  $\partial\Omega$  不相交窗口块,初始时其信任度值为 0。窗口块  $\mathbf{x}_i$  的结构强度则等于其所包含的破损边界  $\partial\Omega$  上像素的最大结构强度。则窗口块  $\mathbf{x}_i$  的优先级等于

$$P(\mathbf{x}_i) = C(\mathbf{x}_i) \cdot D(\mathbf{x}_i) \quad (6)$$

由于在破损区域  $\Omega$  内且与  $\partial\Omega$  不相交的窗口块信任度都为 0,因此只需要考虑与破损边界  $\partial\Omega$  相交的那些窗口块。一旦计算得到这些窗口块的优先级,就可以按最佳优先的原则,选择优先级最高的窗口块  $\mathbf{x}_{\max}$ ,在参考图像查找得到最佳匹配样本  $\mathbf{z}_{\max}$ ,对窗口块  $\mathbf{x}_{\max}$  中位于  $\Omega$  中的像素拷贝修复,并更新其信任度值

$$c(q) = C(\mathbf{x}_{\max}), \forall q \in (\mathbf{x}_{\max} \cap \Omega) \quad (7)$$

记录下当前窗口块的优先级  $P(\mathbf{x}_i)$ 、对应的最佳匹配样本  $\mathbf{z}_i$ ,以及被选中的先后序号  $t_i$ 。计算出  $\mathbf{S}_\Omega$  中每个窗口块的优先级后,就可以利用它们计算出窗口块的重要性权值。窗口块  $\mathbf{x}_i$  的重要性权值为

$$\omega_i = \frac{\beta^{t_i-1} P(p)}{\sum_{j=1}^n \beta^{j-1} P(q)} \quad (8)$$

式中,  $n$  是采样点个数,  $\beta$  为衰减系数,  $0 < \beta < 1$ ,  $t_i$  是窗口块  $\mathbf{x}_i$  被选中作为当前初始修复的先后序号,越早被选中,衰减越小。显然,上述权值计算公式保证了初始修复时优先级越高越早被选中的窗口块权值越大。

### 1.2 组合样本块匹配度量

一般的样本块相似度匹配主要是基于样本块中所有像素值差的平方和来度量。然而,对于具有强结构特征的纹理面片,基于像素值差平方和的度量难以反应出其在结构特征上的相似度,而在图像修复中,显著结构特征的相似更加重要。由于显著结构特征主要表现出强边缘的特性,我们定义一个新的组合样本块匹配度量,不光考虑像素值的相似度,同时考虑显著结构特征的相似度。具体公式如下

$$d(\mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i) = \alpha_1 \cdot d_I(\mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i) + \alpha_2 \cdot d_{\nabla I}(\mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i) \quad (9)$$

式中,  $\alpha_1, \alpha_2$  是权值系数,  $\alpha_1 + \alpha_2 = 1$ 。  $d_I(\mathbf{x}_i, \mathbf{z}_i)$  是

归一化后的像素值差平方和,  $d_{v_i}(x_i, z_i)$  是窗口块间显著结构特征的距离, 利用窗口块  $x_i$  和样本块  $z_i$  在每个像素点的梯度值差平方和的归一化距离度量, 梯度值的计算则采用 Sobel 梯度算子在亮度空间进行。

## 2 实验结果和讨论

为了测试算法的有效性, 用 C++ 实现了本文算法并在 Intel 双核 CPU E6850 3 G 上进行了实验。选择了两组图片, 一组是自然图像, 另一组是存在破损的敦煌壁画图像。

图 2 是本文算法与贪婪修复算法的效果对比。窗口块的大小为  $13 \times 13$ , 迭代次数为 10 次。对比可以看出, 不管在纹理还是结构修复上, 本文算法效果更好更自然。



图 2 图像修复效果对比

Fig. 2 Image restoration comparative results

图 3 是本文算法与不考虑结构信息的优化算法在敦煌壁画图像的修复效果对比。窗口块大小为  $15 \times 15$ , 迭代次数为 15 次, 不考虑结构信息和随机设置初值的迭代次数为 47 次。图 3 中敦煌图像破损区域结构复杂, 从 (c) (d) 的效果对比可以看出, 考虑了结构信息后, 在保持结构一致性上效果更好。



图 3 本文算法用于敦煌壁画图像的修复效果

Fig. 3 Restoration of Dunhuang frescoes using our algorithm

表 1 是利用客观图像质量度量峰值信噪比 (PSNR) 对本文算法和其他修复算法的修复效果进行的评价。由于对于破损图像或需要去除某个对象的图像来讲, 原始完好图像并不存在, 无法计算其 PSNR。因此, 为了能计算图像修复中的 PSNR, 采用去除一幅完好图像的局部 (与周围纹理基本一致的部分), 然后利用本文算法和其他修复算法进行修复, 最后利用原始图像和修复图像的对比来计算 PSNR, 如图 2 中第 2 列高尔夫球场图像的修复。表 1 中 PSNR1 是贪婪修复算法修复效果的 PSNR 值, PSNR2 是不考虑结构信息的优化算法的修复效果的 PSNR 值, PSNR3 是本文算法修复效果的 PSNR 值。可以看出, 虽然视觉感知上本文算法比其他算

法效果要好,但在利用图像客观质量评价上则不明显,这是因为,PSNR 与人类视觉感知并不完全一致,尤其是对于图像修复(image inpainting),无法真正反映图像修复的效果。图像修复所追求的是人眼观察起来最为和谐的修复效果。

表 1 图像修复质量的 PSNR 度量

Tab.1 Image quality assessment with PSNR

<i>I</i>	PSNR1	PSNR2	PSNR3
图像 1	26.688 9	27.143 5	27.316 2
图像 2	30.526 8	29.214 1	29.916 4
图像 3	28.231 4	29.468 2	29.873 7

本文算法的一个重要用途是以敦煌壁画为代表的艺术图像的修复,如图 3 所示。敦煌壁画经历了上千年的自然和人为破坏,目前存在很多病害,包括地仗脱落、酥碱、起甲脱落、烟熏、空鼓、裂隙、霉变等。上述绝大多数病害的最终表现是颜料层脱落或被表面污染物覆盖,而修复这些区域是壁画保护、研究和利用中的一个重要工作。传统的修复方法是由专业壁画临摹复原艺术家通过复原性临摹进行修复,而一个专业壁画临摹复原艺术家临摹复原一平方米壁画需要半年时间,Liu 等人<sup>[12]</sup>参考传统壁画临摹修复过程,提出一种计算机辅助壁画临摹复原方法,通过提供辅助线描提取和虚拟画刷,帮助艺术家在计算机上进行临摹复原。然而,该方法依然需要专业的壁画临摹艺术家进行操作。通过长期的实践和观察,我们发现,有很大一部分壁画的破损都是位于大片的相同颜色或纹理区域内,或者是某种重复性比较多的图案,如图 3(a)所示,完全可以利用周边保持完好区域或者其他同一年代的保持完好的相似壁画图像进行修复(这也是艺术家进行临摹复原时的重要参考依据之一)。

### 3 结 论

首先对图像修复算法的国内外研究现状进行了详细的综述,并分析了目前各种算法的优缺点。在此基础上,针对贪婪修复算法可能存在修复效果视觉不一致以及全局优化算法中存在的算法复杂度较高或未考虑结构信息的情况,提出一种新的基于纹理和结构优化的图像修复算法,把图像破损修复问题转化为加权的离散优化问题,在保证结构信息强、信任度高区域被优先修复的前提下,利用贪婪算法思想获取初值并计算权值,然后通过类 EM 算法迭

代求解出破损区域中每一个像素的最佳值。虽然本文算法采用贪婪思想设定初值减少了迭代次数,但依然具有很高的复杂度,在实际应用中待修复图像往往非常大,运行一次修复需要几十分钟到几个小时,实用性受到限制,在以后的工作中,我们将通过在 GPU 上实现本文算法来满足实际应用需求。

### 参考文献 (References)

- [1] Bertalmio M, Bertozi A L, Ballester C, et al. Image inpainting [C]//Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New Orleans, Louisiana, USA: ACM Press, 2000: 417-424.
- [2] Chan T F, Shen J H. Mathematical models for local nontexture inpaintings[J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 62(3): 1019-1043.
- [3] Chan T F, Shen J H. Non-texture inpainting by curvature-driven diffusions[J]. Visual Communication and Image Representation, 2001, 12(4): 436-449.
- [4] Esedoglu S, Shen J H. Digital inpainting based on the Mumford-Shah-Euler image model [J]. European Journal of Applied Mathematics, 2002, 13(04): 353-370.
- [5] Criminisi A, Perez P, Toyama K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2004, 13(9): 1200-1212.
- [6] Wu J, Ruan Q. Object removal by cross isophotes exemplar-based inpainting [C]//Proceedings of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Hong Kong: IEEE Computer Society, 2006, 3: 810-813.
- [7] Grover S, Mittal A, Gupta S, et al. A unified approach for digital image inpainting using bounded search space [J]. International Journal on Graphics, Vision and Image Processing, 2005, 5(6): 17-24.
- [8] Wong A, Orchard J. A nonlocal-means approach to exemplar-based inpainting [C]// Proceeding of 2008 IEEE International Conference on Image Processing, San Diego, California, USA: IEEE Computer Society, 2008: 2600-2603.
- [9] Komodakis N, Tzirtas G. Image completion using efficient belief propagation via priority scheduling and dynamic pruning[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(11): 2649-2661.
- [10] Ge Shiming, Cheng Yimin, Pan Hao, et al. Image completion via discrete optimization[J]. Journal of University of Science and Technology of China, 2008, 38(12): 1381-1385. [葛仕明, 程义民, 潘浩, et al. 基于离散优化的图像修复[J]. 中国科学技术大学学报, 2008, 38(12): 1381-1385.]
- [11] Kwatra V, Essa I, Bobick A, et al. Texture optimization for example-based synthesis [J]. ACM Transactions on Graphics (TOG), 2005, 24(3): 795 - 802.
- [12] Liu J, Lu D, Shi X. Interactive sketch generation for Dunhuang frescoes[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2006, 3942: 943-946.