

基于灰度熵合成样本块的图像修复算法

赵政康, 刘宁钟, 李 伟

(南京航空航天大学 计算机科学与技术学院, 南京 211106)

摘 要: 图像修复时需要利用已知信息修补图像中的缺失部分, 同时要求取得较快的修复速度。为此, 提出基于平均灰度熵选取样本并通过加权合成最终匹配块的图像修复算法。将待修复图像进行网格划分, 以网格为单位区间计算每个网格内图像的平均局部灰度熵值。使用自适应阈值分割算法将所有网格区域分为 2 个互斥集合。根据待修复区域所在网格平均灰度熵确定样本块的选取范围, 使用最小平方差和准则选择若干样本块, 并通过衰减函数得到各个样本块的权值, 最终合成样本块。实验结果表明, 该算法在取得理想修复效果的同时能够确保得到较快的修复速度。

关键词: 图像修复; 平均灰度熵; 掩码图; 平方差和距离; 合成样本

中文引用格式: 赵政康, 刘宁钟, 李 伟. 基于灰度熵合成样本块的图像修复算法[J]. 计算机工程, 2016, 42(11): 267-271.

英文引用格式: Zhao Zhengkang, Liu Ningzhong, Li Wei. Image Inpainting Algorithm Based on Synthetic Sample Block by Gray Entropy[J]. Computer Engineering, 2016, 42(11): 267-271.

Image Inpainting Algorithm Based on Synthetic Sample Block by Gray Entropy

ZHAO Zhengkang, LIU Ningzhong, LI Wei

(College of Computer Science and Technology, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing 211106, China)

[Abstract] The performance of image inpainting is dependent on the utilization of known information for inpainting the missing parts of the images, and fast speed of inpainting is required. Aiming at these two key issues, an inpainting algorithm is proposed which selects samples according to the average gray entropy and obtains the final matching block through weighted synthesis. The algorithm divides the image to be repaired into grids and calculates the average local entropy in each grid. The Otsu threshold segmentation algorithm is used to classify all grid areas into two mutually exclusive sets. The proposed algorithm determines the range of the sample block according to the average gray entropy of the grid in the area to be repaired, picks up sample blocks according to the Sum of Squared Differences(SSD) criterion, uses attenuation function to determine the weight of each sample block, and ultimately synthesizes the final sample block. Experimental results show that the proposed algorithm can achieve good inpainting effect and greatly improve the speed of inpainting.

[Key words] image inpainting; average gray entropy; mask graph; Sum of Squared Differences(SSD) distance; synthetic sample

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2016.11.044

0 概述

图像修复是数字图像处理领域的一个重要分支, 为了恢复损毁图像的完整性, 利用图像的已知信息, 按照一定的规则修补图像中的缺失部分, 是图像修复算法重点关注的问题^[1]。图像修复也是当前计算机视觉领域的一个研究热点, 在影视制作、移除物

体、文物保护等领域有很大的应用价值。

图像修复算法可以分为基于结构的修复方法和基于纹理合成的修复方法。基于结构的修复方法, 通过信息的扩散进行修复, 文献[2-5]提出了基于偏微分方程的数字图像修复算法, 奠定了图像修复的基础。在此基础上文献[6]提出了基于全变差(Total Variation, TV)模型的修复算法, 在 TV 修复模型的启

基金项目: 国家自然科学基金项目(61375021); 江苏省自然科学基金“基于正则化方法的二维条码图像盲目复原技术研究”(BK20131365); 江苏省科技支撑计划项目(BE2013879)。

作者简介: 赵政康(1990—), 男, 硕士研究生, 主研方向为数字图像处理; 刘宁钟, 教授、博士生导师; 李 伟, 硕士研究生。

收稿日期: 2015-08-31 **修回日期:** 2015-11-13 **E-mail:** zzkenyon@hotmail.com

发下又提出了基于曲率驱动扩散 (Curvature Driven Diffusion, CDD) 模型的修复算法^[7]。文献[8-9]提出了基于样本的图像修复算法,它是基于纹理合成的修复方法,借鉴了纹理生成方法中的思想寻找样本区域并匹配复制。实验表明,该算法的修复效果更好,时间耗费更少。文献[10]通过分析该算法的不足之处,提出一种新颖的基于样本填充的修复算法,采用一种新的最优样本块的匹配准则,降低传播误差的几率,得到了不错的修复效果。文献[11]提出基于结构信息扩散的图像修复算法。该算法分成3个部分:1)在图像上的损毁区域标记出一些曲线来指定图像上丢失的显著结构信息;2)采用基于贝叶斯的信心扩散算法,结构扩散技术沿着用户标记出的曲线,合成缺失的图像信息;3)采用纹理合成技术,完成所有剩余图像纹理信息的合成。文献[12]分析了优先权计算准则,发现随着修复过程的执行,信心因子迅速下降到0,得到的修复优先权可靠性越来越低,可能导致错误的修复顺序,而错误的填充又会影响到接下来的修复,造成不可逆的修复错误。针对上述不足,提出更加合理的优先权准则函数,使得修复效果取得较大程度的改善。文献[13]从搜索最优匹配块的准则着手,认为目前常用的匹配准则即搜索最小平方差和 (Sum of Squared, SSD) 距离算法的时间复杂度太高,因此用变量 best_distance 记录最佳 SSD 距离,基于最佳 SSD 距离不可能是一个小于0的情况,当best_distance迭代变为0时停止搜索过程,立即返回最佳匹配。

在上述所有算法中,由于文献[8-9]算法及其改进算法实现快速、简单并且效果好,因此得到比较广泛的关注与研究。但是现有算法大多采用的是一种全局搜索方法来寻找匹配块,每一次迭代计算相似性度量非常耗时。再者,算法从单一的样本块中查找最佳匹配,存在一定局限。本文针对这2点局限展开研究。

1 基于样本的图像处理算法

基于样本修复算法的主要思想是:根据基于等照度线的方法确定修复优先权,具有最高修复优先级的待修复块按确定的搜索策略在样本区域中选取最佳匹配块,将此最佳匹配块的信息复制到待修复块对应缺损像素的位置上,通过迭代计算直到整个待修复区域被修复完毕为止。

基于等照度线的修复优先权的具体计算方法如下:

步骤1 明确标记出待修复区域的边缘 $\partial\Omega'$,如果 $\Omega' = \emptyset$,则结束。 $P(p) = C(p)D(p)$ 。

步骤2 对于每一个破损区域 Ω 的边缘点 p 为中心的待修复块 Ψ_p ,如图1所示,计算修复优先权 $P(p)$:

$$P(p) = C(p)D(p) \quad (1)$$

其中, $C(p)$ 是待修复块 Ψ_p 的信心项; $D(p)$ 是待修复块 Ψ_p 的数据项:

$$C(p) = \frac{\sum_{q \in \Psi_p \cap (I - \Omega)} C(q)}{|\Psi_p|} \quad (2)$$

其中, I 是原始图像; q 为待修复块中的已知像素点; Ψ_p 是以点 p 为中心的待修补缺块; $|\Psi_p|$ 为待修复块的面积:

$$D(p) = \frac{|\nabla I_p^\perp \cdot \mathbf{n}_p|}{\alpha} \quad (3)$$

其中, \mathbf{n}_p 是点 p 处垂直于边缘 $\partial\Omega$ 的单位向量; α 为归一化因子。例如处理一张灰度图,令 $\alpha = 255$ 。

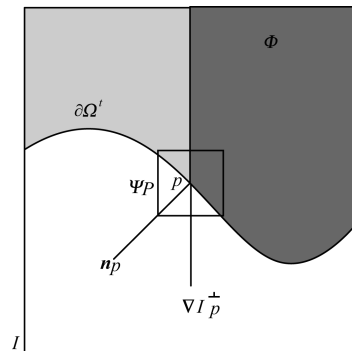


图1 数据因子注释

步骤3 找到具有最高修复优先权的待修复块 Ψ_p :

$$p = \arg \max_{p \in \partial\Omega} \{P(p)\} \quad (4)$$

步骤4 当确定具有最高优先权的待修复块 Ψ_p 后,在图像整个已知信息区域 $I \setminus \Omega$ 内检索与其最匹配的样本块 Ψ_q :

$$\Psi_q = \arg \min_{\Psi_q \in I - \Omega} d(\Psi_p * \Psi_q) \quad (5)$$

其中, $d(*)$ 是平方差之和 SSD。

步骤5 从样本块中复制相应像素值到处于 $\Psi_p \cap \Omega'$ 上的像素点。

步骤6 更新信心因子。

在初始化优先权时,会以如下准则初始化像素 p 的可信度:

$$C(p) = \begin{cases} 0 & \forall p \in \Omega \\ 1 & \forall p \in I \setminus \Omega \end{cases} \quad (6)$$

当每完成一次修复填充之后,会将新填入像素 p' 的置信度更新为:

$$c(p') = \alpha^t \quad (7)$$

其中, α^t 为衰减函数, t 为迭代次数。

本节所述算法在一般情况下能获得一个较好的修复效果,但是它还存在2个主要缺点:1)算法过度依赖图像纹理机制,如果待修复图像的纹理信息不够充分,一旦发生错误匹配,将会对接下来的修复造成不可挽回的错误;2)随着待修复图像尺寸的增大,计算开销以指数方式增长,为了查找到最佳匹配,会消耗大量的时间。

2 本文算法

本文对算法做出如下改进:采用灰度熵掩码机制用来缩短搜索样本块的平均查找长度,然后使用加权合成样本块的方式提高对已知信息的使用率。

2.1 区域分割

为了减少基于样本图像修复算法因全局搜索样本块所造成的时间成本,本文根据待修复块周围图像的复杂度确定样本块的搜索范围^[14],力求达到样本块在局部范围的有效搜索,采用图像局部平均灰度均值的一维信息熵度量这种复杂度。

将某一待修复点 p 的邻域像素集合表示为:

$$N_s(p) = \{p_j \in N(p) \wedge \Psi_{p_j} \in I \setminus \Omega\} \quad (8)$$

其中, $N(p)$ 是点 p 的邻域窗。本文算法中邻域窗大于修复样本块的尺寸。

令 N_i 表示位于像素点 p 的邻域窗内且平均灰度值为 i 的样本块的个数,则平均灰度值为 i 的样本块所占的比例 P_i 为:

$$P_i = \frac{N_i}{|N_s(p)|} \quad (9)$$

则待修像素所处邻域窗的平均灰度熵为:

$$H(p) = \sum_{i=1}^{|N_s(p)|} P_i \log_a P_i \quad (10)$$

算法的具体实现为:先将待修复图像做网格划分,通过对每一个网格图像进行熵函数计算,得到一张网格掩码图。图中以网格为单位记录原图像中相应像素点所在网格的平均灰度熵值,之后对网格掩码图进行阈值划分。与前文所述算法不同的是,本文采用自适应阈值分割算法确定阈值 H ,使得分割出的 2 个网格集合类间方差最大。计算分割阈值的算法如下:

步骤 1 令 H 的初始值为图像网格平均灰度熵 a_gray ,将所有图像网格划分为 2 个部分,第 1 部分像素属于 R_0 ,第 2 部分像素属于 R_1 。

步骤 2 分别求出 R_0 和 R_1 的平均灰度 a_gray_0 和 a_gray_1 。

```
if a_gray ≠ (a_gray_0 + a_gray_1)/2
a_gray = (a_gray_0 + a_gray_1)/2
goto 步骤 1
else H = a_gray
over
```

阈值分割算法结束获得最终的熵阈值 H ,将掩码图像划分成 2 个互斥集合,修复过程中通过比较 H 和待修块所处网格的平均灰度熵判断该从哪个集合选择样本块。

对于具有强纹理特征的彩色图像,灰度化过程基本不会丢失图像的纹理信息,因此可以将彩色图像灰度化之后使用区域划分算法得到待修复图像的掩码图,根据掩码图分割的区域集合指导原图像修复过程中的样本块查找。

2.2 样本块的加权合成

为了充分利用已知图像的纹理信息,降低修复

优先权高的待修复块发生错误匹配后对修复优先权低的待修复块的干扰,本文采用对若干个样本块 $\Psi_i = (1, 2, \dots, n)$ 加权的方法合成得到最佳匹配块^[15],采用样本块 Ψ_i 与待修复块 Ψ_p 之间的 SSD 距离确定加权系数 $\omega(\Psi_i)$ 。

$$\omega(\Psi_i) = \exp\{-d(\Psi_p' * \Psi_i)/h\} \quad (11)$$

权值函数旨在确保每一个选定的样本补丁的贡献跟它与待修复块的相似性有关系。其中, $d(*)$ 为归一化距离,令 $d(*)$ 为 SSD 距离, h 是衰减因子。在确定了各个权重系数之后,合成最佳的匹配块 Ψ_p' 公式为:

$$\Psi_p' = \sum_{i=1}^n \omega(\Psi_i) \Psi_i' / \sum_{i=1}^n \omega(\Psi_i) \quad (12)$$

参与合成最优匹配块的样本块是根据 SSD 距离准则,按照掩码图对应区域的图像已知信息选取与待修复块距离最小的 n 个样本块,其中任意的一块样本不能完全决定最终的修复效果,从而减少了某一错误匹配对接下来待修复区域的影响。

2.3 算法实现描述

本文算法实现如下:

步骤 1 确定修补区域的边界 $\partial\Omega'$, 如果 Ω' 为空集,则结束。

步骤 2 对于每一个破损区域 Ω 的边缘点 p 为中心的待修复块 Ψ_p (本文设定待修复块尺寸为 5×5 像素),计算其修复优先权 $P(p)$ 。

步骤 3 找到具有最高修复优先权的待修复块 Ψ_p 。

步骤 4 计算待修复块 Ψ_p 的局部平均灰度熵 $H(p)$,本文算法设定熵函数邻域窗的尺寸为 50 像素 \times 50 像素,根据 $H(p)$ 确定样本块的选择范围 R 。

步骤 5 在 R 中搜索与其最匹配的若干个样本块 $\Psi_i = (1, 2, \dots, n)$,本文设定 $n = 10$ 。

步骤 6 合成最终样本块 Ψ_p' 。

步骤 7 从样本块 Ψ_p' 复制相应像素值到处于 $\Psi_p \cap \Omega'$ 上的像素点。

步骤 8 更新信心因子,返回步骤 1。

3 实验结果及分析

本节主要对所提算法进行功能验证和性能评估,首先介绍实验环境及实验设计,然后通过 3 组实验对比算法的修复效果和修复时间。

处理器为 Intel(R) Core(TM) i5-4210M CPU @ 2.60 GHz;安装内存(RAM) 8.00 GB;系统类型 64 位操作系统, Win8;运行软件为 Matlab 2013b。

本文实验以文献[13]所提算法作为对比,为了让实验结果有对比性,2 种算法的参数选择会保持一致,实验图片是从常用的数字图像处理素材中挑选的图片。实验使用评价图像恢复质量的指标峰值信噪比和运算执行时间来对比 2 种算法的差异,如图 2 ~ 图 4 所示。



图 2 实验 1 修复结果对比

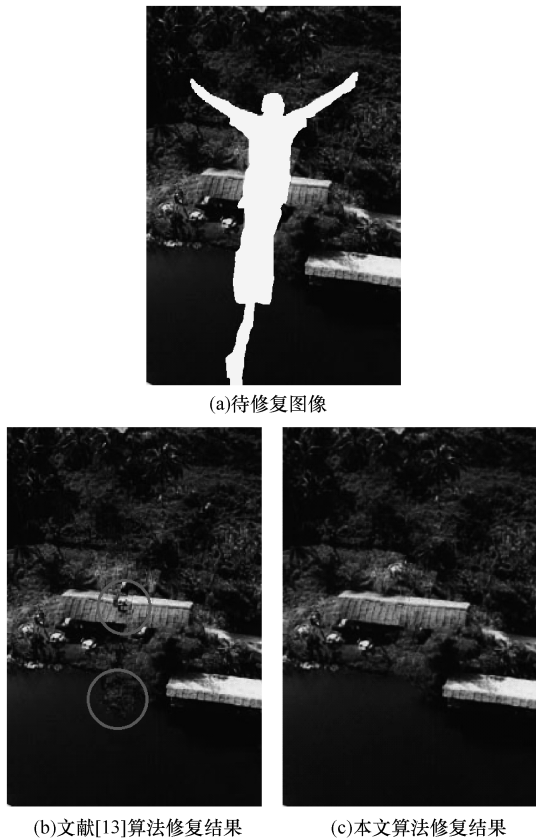


图 3 实验 2 修复结果对比

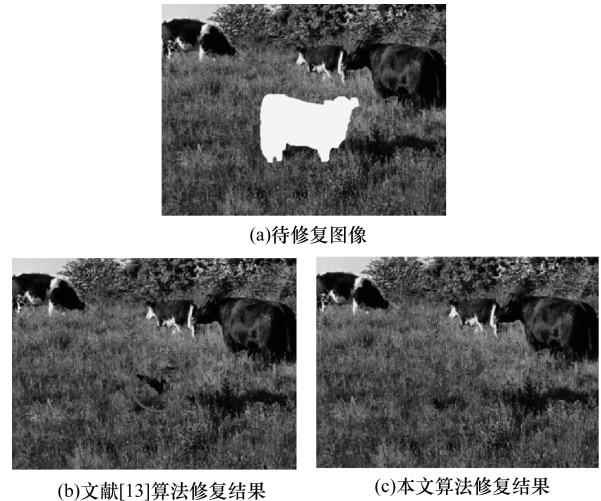


图 4 实验 3 修复结果对比

由实验结果可知,本文算法的修复效果从视觉观感更显自然。图像修复的目标是让人眼看起来尽可能感到自然,而不是完全还原破损图像的丢失信息,因此,本文并不完全依赖峰值信噪比来评价修复效果,在评价图像修复效果时,会加上主观的评价方法。

从实验 1 的修复效果对比来看,本文算法对图片中头巾的简单纹理修复效果较文献[13]算法改善明显,更自然平滑;实验 2 和实验 3 的实验图片为真彩图。文献[13]算法的修复结果图片中用圆圈标记的位置,存在明显的样本错误匹配,视觉上感受很不自然,而本文算法在对应区域的修复效果主观上是能够接受的。产生这种修复差别的原因是文献[13]算法完整地采用了文献[8-9]算法中的样本搜索方法,依赖信心因子确定修复优先权,全局搜索到与待修复块相似度最高的一块样本去填充丢失区域。该算法在纹理的扩散过程中因为信心因子降低易产生错误的修复顺序,造成接下来修复中的错误匹配,在修复结果中表现为纹理越靠近待修复区域的中心,选择的单一样本块的匹配程度越低,修复效果越差。本文算法采用的加权合成样本块的方法改善了上述不足,即使在选择某一块样本时出现了错误匹配的情况,这一块错误匹配也不能完全决定待修复块的填充数据。该方法与文献[13]所用的方法相比在很大程度上降低了样本块发生匹配错误之后对接下来修复的影响,鲁棒性更强。表 1 记录了各个实验修复质量的对比数据,实验使用峰值信噪比来评价算法的修复质量,该值越大表示图像越接近真实图像,对比表中的数据能够清晰地看出本文算法具有更优的修复效果。

表 1 峰值信噪比与修复效果比较

实验	峰值信噪比/dB		修复效果	
	文献[13]算法	本文算法	文献[13]算法	本文算法
实验 1	43.362	45.001	边缘模糊	还原大部分边缘
实验 2	34.028	35.790	发生错误匹配	正确匹配
实验 3	32.683	33.763	发生错误匹配	正确匹配

在修复过程中,最耗时的步骤是通过计算相似性度量来搜索最佳样本。在提高修复效率方面,文献[13]采用记录最佳相似性度量的方法,来减少相似性度量的计算次数,找到最佳匹配则停止搜索,一定程度上缩短了找到正确匹配的查找长度;本文采用缩小样本选择范围的方法提高查找效率,自适应阈值分割有较好的分割性能,能有效缩短正确匹配的查找长度。经过分析,平均查找长度相同,均为原图长度的 1/2,因此 2 种算法的修复效率相差不多。表 2 记录了 2 种算法所用的修复时间。从表中数据分析结果可以看出,本文算法的修复时间接近文献[13]算法所用的时间。

表 2 运行时间比较

实验序号	图片大小/像素	运行时间/s	
		文献[13]算法	本文算法
1	512 × 512	27.275	31.793
2	408 × 605	44.743	43.865
3	512 × 383	35.975	36.252

4 结束语

本文通过分析基于样本的图像算法,找出文献[8-9]算法存在的 2 点不足之处,提出一种改进的算法。对图像进行区域划分,将所有的区域根据熵值进行自适应阈值分割,分割成 2 个集合;然后在修复过程中,根据待修复区域的熵值确定样本块的选择区域,缩小样本块的选择范围;范围选定后采用最小 SSD 准则选取若干样本块,通过加权合成的方式获得最终匹配块进行填充。实验结果表明,通过区域划分缩短查找长度的方法能够有效地提高修复速度,加权合成匹配块的思路让算法在兼顾修复速度的同时,也能够取得良好的修复效果。今后的研究中将对以下 2 点做出改进:1) 根据一定规则,如缺失区域周围的已知信息或者用户理想得到的修复结果,采用更加精确的准则以选择最优匹配。2) 考虑如何改进优先权计算准则或者引入新的更好的计算方式。

参考文献

- [1] 林云莉,赵俊红,朱学峰,等. 基于图像分解的图像修复技术[J]. 计算机工程,2010,36(10):187-189.
- [2] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image Inpainting[C]//Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques. New Orleans, France:[s. n.],2000:417-424.
- [3] Ballester C, Bertalmio M, Caselles V, et al. Filling-in by Joint Interpolation of Vector Fields and Gray Levels[J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2001, 10(8): 1200-1211.
- [4] Rane S, Sapiro G, Bertalmio M. Structure and Texture Filling of Missing Image Blocks in Wireless Transmission and Compression Applications [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2003, 12(3):296-303.
- [5] 廉晓丽,徐中宇,冯丽丽. 一种新的基于偏微分方程的图像修复[J]. 计算机工程,2009,35(6):234-236.
- [6] Chan T, Shen Jianhong. Euler's Elastica and Curvature-based Inpainting [J]. SIAM Journal on Applied Mathematics, 2002, 62(3):1019-1043.
- [7] Chan T, Shen Jianhong. Non Texture Inpainting by Curvature Driven Diffusions[J]. Journal of Visual Communication and Image Representation, 2001, 12(4):436-449.
- [8] Criminisi A, Perez P, Toyama K. Object Removal by Exemplar-based Inpainting [C]//Proceedings of Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA;IEEE Press,2003:721.
- [9] 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.
- [10] Tang Feng, Ying Yiting, Wang Jin, et al. A Novel Texture Synthesis Based Algorithm for Object Removal in Photographs [C]//Proceedings of the 9th Asian Computing Science Conference. Berlin, Germany: Springer, 2004:248-258.
- [11] Sun Jian, Lu Yuan, Jia Jiaya, et al. Image Completion with Structure Propagation [EB/OL]. (2015-07-30). http://research.microsoft.com/asia/dload_files/group/VC/2005/Imagecompletion/Siggraph05_0265_final.pdf.
- [12] Cheng Wenhua, Hsieh C W, Sheng Kailin, et al. Robust Algorithm for Exemplar-based Image Inpainting[C]//Proceedings of International Conference on Computer Graphics, Imaging and Vision. Berlin, Germany: Springer,2005:64-69.
- [13] Alilou V K, Yaghmaee F. Introducing a New Fast Exemplar Based Inpainting Algorithm[C]//Proceedings of the 22nd Iranian Conference on Electrical Engineering. Washington D. C., USA;IEEE Press,2014:874-878.
- [14] 张 晴,林家俊,刘云翔. 基于局部平均灰度熵的快速图像修复算法[J]. 计算机应用与软件,2014,31(10): 206-209.
- [15] Wong A, Orchard J. A Nonlocal Means Approach to Exemplar Based Inpainting [C]//Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Image Processing. Washington D. C., USA;IEEE Press,2008:2600-2603.