

结合灰度共生矩阵和熵的图像修复算法*

潘姣君, 谢伙生

(福州大学 数学与计算机科学学院, 福建 福州 350108)

摘要: 利用灰度共生矩阵提取图像纹理特征值, 然后根据熵值的大小来实现模块大小的选择。另外, 在寻找最佳匹配块时, 同时考虑了颜色信息的差异和空间距离的因素。最后, 给出了客观评价图像修复质量的 PSNR 度量。实验表明, 与 Criminisi 算法相比, 该方法得到的修复效果更自然, 更符合人的视觉感知。

关键词: 图像修复; 纹理合成; 灰度共生矩阵; 熵; 模块大小; 最佳匹配块

中图分类号: TP391.1

文献标识码: A

文章编号: 1674-7720(2012)21-0044-03

Image inpainting algorithm combining gray-level co-occurrence matrix and entropy

Pan Jiaojun, Xie Huosheng

(College of Mathematics and Computer Science, Fuzhou University, Fuzhou 350108, China)

Abstract: This paper firstly utilizes gray-level co-occurrence matrix to extract image's texture feature, then, it completes the choice of module size according to the value of entropy. In addition, when finding the best match, it considers the differences of color information and the factor of spatial distance at the same time. Finally, it gives PSNR measurement to evaluate image inpainting quality objectively. The experiments show that, compared with Criminisi algorithm, the inpainting effects got from this method are more natural and more fitful to people's vision.

Key words: image inpainting; texture synthesis; gray-level co-occurrence matrix; entropy; module size; best match

图像修复是针对有信息缺损的图像, 利用图像中已知区域的信息按照一定的规则填充缺损区域的过程, 并使观察者察觉不出图像曾经缺损或已被修复^[1]。其对文物保护、影视特技制作、老照片修复、图像中文字及障碍物的去除等都具有重要的应用价值。

在基于纹理合成的图像修复算法中, 具有代表性的是 Criminisi 算法^[2], 它使用优先权函数来确定待修复块的填充顺序, 较好地修复了图像的结构和纹理信息, 取得了不错的效果。但无论图像纹理是否复杂, 其模块大小始终为固定值, 不能根据图像的纹理是否复杂进行合理的选择, 这对于某些图像的修复, 效果不佳。目前, 对于 Criminisi 算法中存在的上述不足, 已经有不少学者对其进行了各种改进^[3-8], 实现了模块大小的自适应选择, 得到了较好的修复结果。

考虑到模块大小的选择跟纹理的复杂程度有关, 本

文首先利用灰度共生矩阵提取图像纹理特征值, 然后根据熵值的大小来实现模块大小的选择。另外, 为了解决当最佳匹配块存在多个时, Criminisi 算法可能由于选择不当而导致修复效果不佳的问题, 本文在寻找最佳匹配块的同时, 考虑了颜色信息的差异和空间距离的因素。实验结果表明, 该算法合理有效, 得到的修复效果更令人满意。

1 Criminisi 算法分析

给定待修复图像 I (如图 1), 手工选定待修复区域 Ω , Φ 表示已知区域 ($\Phi=1-\Omega$), $\delta\Omega$ 为缺损区域边界, Ψ_p 是以点 p 为中心的当前待修复块。

计算 p 点的优先权:

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

其中:

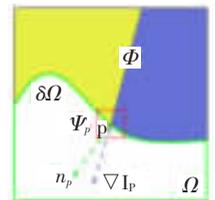


图 1 符号图

* 基金项目: 福建省教育厅基金资助项目 (JB07023)

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

$$D(p) = \frac{|\nabla I_p \cdot n_p|}{\alpha} \quad (3)$$

其中, $C(p)$ 为置信度项, $D(p)$ 为数据项, $|\Psi_p|$ 为待修复块 Ψ_p 所含的像素数, ∇I_p 为垂直于点 p 处梯度方向的等法向量, n_p 为点 p 处垂直边界的单位法向量, α 是归一化因子(对于灰度图像取 $\alpha=255$)。初始化时, 置 $C(p)$ 为:

$$C(p) = \begin{cases} 0, & \forall p \in \Omega \\ 1, & \forall p \in I-\Omega \end{cases} \quad (4)$$

在已知区域中全局搜索当前待修复块 Ψ_p 的最佳匹配块 Ψ_q :

$$\Psi_q = \operatorname{argmin}_{\Psi_i \in \Phi} d(\Psi_p, \Psi_q) \quad (5)$$

$$d(\Psi_p, \Psi_q) = \sqrt{\sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (p_{ij}^R - q_{ij}^R)^2 + (p_{ij}^G - q_{ij}^G)^2 + (p_{ij}^B - q_{ij}^B)^2} \quad (6)$$

其中, $p_{ij}^R, p_{ij}^G, p_{ij}^B, q_{ij}^R, q_{ij}^G, q_{ij}^B$ 分别为 Ψ_p 中已知像素点及 Ψ_q 中对应像素点的 RGB 值。

搜索到最佳匹配块后, 将其对应位置处的颜色信息复制到待修复块中相应的位置。然后更新置信度 $C(p)$:

$$C(q) = C(p) \quad \forall q \in \Psi_p \cap \Omega \quad (7)$$

Criminisi 算法虽然取得了较为满意的修复效果, 但其仍存在一定的不足: (1) 无论待修复图像纹理是否复杂, 算法对缺损区域进行修复时, 其模块大小始终为固定值 $9 \times 9 (2 \times \text{winsize} + 1) \times (2 \times \text{winsize} + 1)$, $\text{winsize}=4$, 这对于某些图像的修复, 效果不佳。(2) 在寻找最佳匹配块的过程中, 当最佳匹配块存在多个时, 算法只是选择最先找到的那一块作为最佳匹配块, 这样可能由于选择不当而使修复效果不好。

2 算法的改进

2.1 模块大小的选择

在图像修复算法中, 模块的大小在很大程度上影响着修复效果, 而模块大小的选择又与图像纹理的复杂程度有关。由于熵是图像所具有的信息量的一个随机性度量, 因而可用熵来度量图像纹理信息的复杂程度。当灰度共生矩阵中各元素有最大的随机性时, 熵越大, 说明图像纹理越复杂, 所选模块应越小, 以获得更为理想的修复效果; 反之, 所选模块应越大, 以保证纹理结构的整体性。为此, 可根据图像的纹理是否复杂来灵活地选择合适大小的模块, 以得到较好的修复结果。

设 $f(x, y)$ 为经过灰度化后所得的一幅二维数字图像, 其大小为 $M \times N$, 灰度级别为 N_g , 则满足一定空间关系的灰度共生矩阵为:

$$P(i, j) = \#\{(x_1, y_1), (x_2, y_2) \in M \times N | f(x_1, y_1) = i, f(x_2, y_2) = j\} \quad (8)$$

其中, $\#(x)$ 表示集合 x 中的元素个数, P 为 $N_g \times N_g$ 大小的矩阵。若 (x_1, y_1) 与 (x_2, y_2) 间的距离为 d , 两者与坐

标轴的夹角为 θ , 设 $\delta = (d, \theta)$, 则可得出各种间距及角度的灰度共生矩阵 $P_\delta(i, j)$, 进行归一化后得 $P'_\delta(i, j)$ 。

通常可以用一些标量来表征通过灰度共生矩阵提取的图像纹理特征值, 其中熵这一特征值的计算式为:

$$\text{Entropy} = - \sum_{i=1}^{N_g} \sum_{j=1}^{N_g} P'_\delta(i, j) \log P'_\delta(i, j) \quad (9)$$

对于一幅缺损图像, 如果已知区域中图像的熵特征值越大, 表明这幅图像的纹理越复杂, 此时模块应选得比较小, 以使包含的纹理单元较少, 这样更容易在已知区域中找到与之相似度高的匹配块, 使图像的修复效果得到增强。反之, 如果熵特征值越小, 就应该适当增大模块的大小, 以保证纹理结构的整体性。

2.2 最佳匹配块的选择

通过 Criminisi 算法寻找最佳匹配块时, 可能出现最佳匹配块存在多个的问题, 特别是全局搜索时, 这个问题显得更为突出。图 2 是一个存在多个最佳匹配块的例子, 设待修复块大小为 5×5 , 从理论上讲, 图 2(b)~(d) 中的任一块都可用来填充待修复块, 但发现用图 2(c) 的块得到的修复效果是 3 个匹配块中最好的, 因此图 2(c) 才是所要的最佳匹配块。

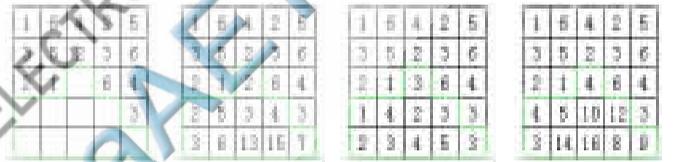


图 2 多个最佳匹配块示意图

由于图像具有局部统计特性, 相邻像素值的变化较小, 缺损区域与周围信息的相关性较强, 因此, 可认为与优先权最高的待修复块的空间距离越接近的最佳匹配块的修复效果越好。设用 $\{\operatorname{argmin}_{\Psi_i \in \Phi} d(\Psi_p, \Psi_q)\}$ 表示相似度最高且相等的匹配块组成的集合, 设集合中的元素为 $\{\Psi_{q_1}, \Psi_{q_2}, \dots, \Psi_{q_n}, \forall \Psi_{q_i} \in \Phi\}$, 和分别表示中心点所对应的空间坐标, 则使空间距离 $dis = \sqrt{(p_x - q_x)^2 + (p_y - q_y)^2}$ 最小的 q_i 点就是要找的最佳匹配块所对应的中心点。

2.3 改进算法主要步骤

初始时置 $i=0$;

(1) 抽取用户选定的待修复区域 $\Omega (= \Omega^0)$ 的边界 $\delta\Omega (= \delta\Omega^0)$;

(2) 设 $N_g=8, d=5$, 夹角 $\theta=0^\circ, 45^\circ, 90^\circ, 135^\circ$, 计算图像已知区域在 4 个方向上的 $N_g \times N_g$ 矩阵 P_1, P_2, P_3, P_4 , 然后分别进行归一化;

(3) 分别计算 4 个矩阵的熵特征值, 并进行归一化;

(4) 对步骤 (3) 中得到的 4 个值进行加权平均, 再根据如下对应关系选择模块大小;

$Feature > 12/16$ $winsize=2$
 $Feature > 10/16$ $winsize=3$
 $Feature > 9/16$ $winsize=4$
 $Feature > 5/16$ $winsize=5$
 $Feature > 4/16$ $winsize=7$
 $Feature \leq 4/16$ $winsize=9$

其中, $Feature =$ 加权平均后得到的值; $winsize = (\text{模块大小} - 1) / 2$;

(5) 确定第 i 次修复时的待修复区域边界 $\delta\Omega^i$, 如果 $\Omega^i = \phi$, 则退出;

(6) 计算边界点 p 的优先权 $P(p)$, $\forall p \in \delta\Omega^i$;

(7) 找出优先权最高的待修复块 $\Psi_p, \hat{p} = \arg \max_{p \in \delta\Omega^i} P(p)$;

(8) 在图像已知区域内搜索当前待修复块 Ψ_p 的最佳匹配块 Ψ_j ;

(9) 将 Ψ_j 中对应的颜色信息复制到的 $\Psi_p \cap \Omega$ 相应位置;

(10) 更新置信度 $C(p)$, $\forall p \in \Psi_j \cap \Omega$;

(11) 置 $i=i+1$, 转步骤(5)。

3 实验结果分析

实验中, Criminisi 算法的模块大小始终为 9×9 。通过实验对比发现, 本算法对于大多数的图像都可得到更满意的修复效果。这里选取了几幅具有代表性的缺损图像进行修复, 并分析所得的结果。如图 3~图 6 所示。

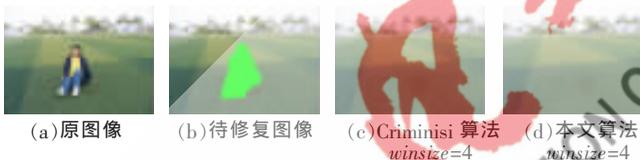


图 3 实验结果 1



图 4 实验结果 2

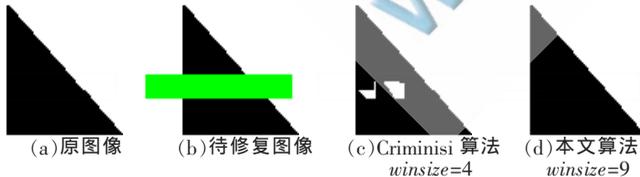


图 5 实验结果 3



图 6 实验结果 4

从以上实验对比中可以看出, 相比于 Criminisi 算法, 本文得到的修复结果更自然, 更符合人的视觉感知。从图 3 看到, 虽然本文算法所选模块大小与 Criminisi 算法一样, 但是本算法避免了最佳匹配块的选择不当问题, 因而得到的修复结果更理想。以图 4 可以看到, 本算法所选模块较小, 包含的纹理单元也较少, 则较容易找到与之相似度高的匹配块, 从而增强了图像的修复效果。在图 5 与图 6 中, 本算法的模块都较大, 确保了纹理结构的完整性。其中, 图 5 中得到的修复结果对三角形内部修复得很好, 不再出现白色区域, 保证了三角形纹理结构的完整性; 图 6 结果显示本文对弧线结构修复得更好, 不存在断裂的现象。通过以上的实验分析, 说明了本算法的可行性及有效性。

为进一步分析本文算法的修复质量, 表 1 给出了利用峰值信噪比测度 PSNR (Peak Signal to Noise Ratio) 对本文算法及 Criminisi 算法得到的修复结果进行客观评价。从表 1 可以看出, 本算法修复结果的峰值信噪比比 Criminisi 算法来得高, 即说明了本文修复的效果较好。

表 1 图像修复质量的 PSNR 客观度量

实验图像	PSNR	
	Criminisi 算法	本文算法
图 3	23.577 0	23.584 0
图 4	21.374 4	21.524 8
图 5	17.591 2	29.788 8
图 6	18.011 5	26.215 6

通过图 7 进一步说明了本方法可避免当最佳匹配块存在多个时, 由于选择不当而使修复效果不好的问题。其中, 图 7(a) 为原图像; 图 7(b) 为待修复图像; 图 7(c) 为 Criminisi 算法, $winsize=4$; 图 7(d) 为只采用本文中模块大小的选择的方法, $winsize=9$; 图 7(e) 为本算法, 结合模块大小的选择及最佳匹配块的选择的方法, $winsize=9$, 比较图 7(c) 和图 7(d) 发现, 采用模块大小的选择的方法在一定程度上改善了图像的修复质量, 但仍存在一定的缺陷; 从图 7(e) 相较于图 7(c) 和图 7(d) 容易发现, 采用方法得到的修复效果最好。

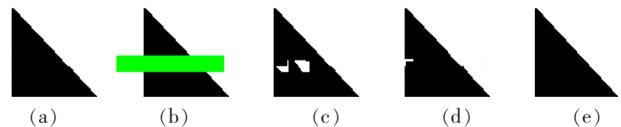


图 7 实验结果 5

本文分析了 Criminisi 算法, 并针对其存在的某些不足, 提出了一种新的改进方法。实验表明, 本算法可根据图像的纹理是否复杂来灵活地选择合适的模块大小, 同时可避免由于最佳匹配块选择不当而使修复效果不好的问题。然而本算法给模块大小 $winsize$ 只提供了 6 个可选值, 即 $winsize=2, 3, 4, 5, 7, 9$ 。虽然这几个值在一般情况下能适用于大多数缺损图像的修复, 但是对于一些个别的图

像,其修复效果仍不够理想,还需对其做进一步的改进。

参考文献

- [1] 张红英,彭启琮.数字图像修复技术综述[J].中国图象图形学报,2007,12(1):1-10.
- [2] 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.
- [3] 屈磊,韦穗,梁栋,等.快速自适应模板图像修复算法[M].中国图象图形学报,2008,13(1):24-28.
- [4] 杨秀红,王慧琴,李苏莉.基于自适应模板和置信度更新的图像修复算法[J].电子科技,2009,22(12):69-72.
- [5] 付绍春,楼顺天.基于区域纹理合成的图像修补算法[J].电子与信息学报,2009,31(6):1319-1322.
- [6] Zhou H L, Zheng J M. Adaptive patch size determination for patch-based image completion [C]. Proceedings of 2010 17th IEEE International Conference on Image Processing, 2010:421-424.
- [7] 孟春芝,何凯,焦青兰.自适应样本块大小的图像修复方法[J].中国图象图形学报,2012,7(3):337-341.
- [8] 张伟伟,何凯,孟春芝.自适应选取样本块大小的纹理合成方法.计算机工程与应用,2012,48(17):170-173.

(收稿日期:2012-08-06)

作者简介:

潘姣君,女,1988年生,硕士研究生,主要研究方向:图像处理。

谢伙生,男,1964年生,副教授,主要研究方向:数据挖掘与机器学习。