

基于结构偏移映射统计和多方向特征的 MRF 图像修复算法

李志丹,程吉祥,刘家伟

(西南石油大学电气信息学院,四川成都 610500)

摘 要: 为使目标移除后的修复效果更好地满足人眼视觉要求,本文提出基于结构偏移映射统计和多方向特征的修复方法.一方面,为更好地保持修复后图像结构部分的连贯性,首先基于 Curvelet 变换获得的边缘特征将待修复图像划分为结构部分和非结构部分,分别统计相似块之间的偏移映射,在此基础上选择主要的偏移映射作为两部分的候选标签.另一方面,为更好地保持填充区域内相邻像素间的连续一致性,构造引入多方向特征的全局能量优化方程.实验结果表明本文所提出的图像修复算法性能优于多种现有算法.

关键词: 图像修复; 结构偏移映射统计; 多方向特征; 马尔科夫随机场

中图分类号: TP391.41 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2020)05-0985-05

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2020.05.020

MRF Image Inpainting Algorithm Based on Structure Offsets Statistics and Multi-direction Features

LI Zhi-dan, CHENG Ji-xiang, LIU Jia-wei

(School of Electrical Engineering and Information, Southwest Petroleum University, Chengdu, Sichuan 610500, China)

Abstract: To make the inpainted images better meet human eye visual requirement, this paper proposes a MRF image inpainting algorithm based on structure offset statistics and multi-direction features. On one hand, to better maintain structure coherence of the inpainted images, the degraded image is partitioned into structure and non-structure parts according to the edge features extracted by Curvelet transform, and the offsets between the similar patches are respectively counted. For each part a few dominant offsets are selected as the candidate labels according to their statistics. On the other hand, to better maintain neighborhood consistence between adjacent pixels, the energy function is constructed by incorporating multi-direction features. Experimental results show that the proposed approach outperforms several state-of-the-art methods.

Key words: image inpainting; structure offsets statistics; multi-direction feature; Markov Random Field (MRF)

1 引言

图像修复技术是根据一定的规则将已知信息填补到丢失区域中,目的是使修复后图像看起来连贯自然.数字图像修复技术有广泛的应用领域,如古文物保护、影视特技制作和目标检测等诸多方面.根据修复区域的大小可将图像修复方法分为适合于小尺度破损和大尺度破损的修复算法.

适合于小区域破损的修复算法主要包括基于扩散的方法^[1,2]和基于稀疏的方法^[3,4].基于扩散的方法是根据建立的偏微分方程将已知信息逐步扩散到破损区域中去.基于稀疏的方法一般是将破损图像变换到变换域,利用其在变换域内的稀疏性来重构破损图像^[3].

这两类方法对于破损区域较大或富含结构纹理破损的图像,易产生平滑效应.

针对大尺度破损的图像修复算法主要为基于样本块的方法^[5,6].基于样本块的方法根据其实现方式不同可划分为基于匹配的方法^[5]和基于马尔科夫随机场 (Markov Random Field, MRF) 的方法^[6].虽然研究人员在基于匹配的方法中的关键步骤——块选择和块填充方面^[7,8]做了不少改进,但由于这类方法的填充过程是贪婪的,不可避免的会产生误差累积现象.

为缓解误差累积现象, Komodakis 等人^[6]将图像修复问题转化为全局能量求极值的问题.该类方法根据 MRF 模型将已知信息看作标签,丢失信息看作节点,将图像修复问题看作任意节点分配一个合适标签的问

题. 影响基于 MRF 的方法的修复性能的两个关键步骤为: 一是选择合适的候选标签, 一是构造合适的全局能量方程. 科研人员在这两个方面也做了诸多研究, 比如在候选标签选择方面, He 等人^[9]根据相似块间偏移映射的统计量来选择候选标签. 文献[10]在文献[9]基础上引入 HOG 特征以更好的匹配相似块. 文献[11]根据局部自相似性选择临近偏移位置作为候选标签. 文献[12]根据上下文感知信息自适应确定候选标签. 在全局能量方程构造方面, Liu 等人^[11]将高分辨率层的高频信息应用到低分辨率层的全局能量方程构造中去. 文献[13]将梯度信息与颜色信息融合共同度量平滑项能量. 文献[14]利用样本块与其修正块间的差异性来构造平滑项能量. 文献[15]引入一致性约束来衡量图像的自相似性. 但上述方法仍不能很好地保持修复后图像结构部分的连贯性及与邻域信息的连续一致性.

为解决 MRF 修复算法中的现有问题, 本文提出基于结构偏移映射统计和多方向特征的 MRF 图像修复算法. 一方面根据方向边缘图像划分待修复图像的结构部分和非结构部分, 分别统计其偏移映射, 据此选择主要的偏移映射作为候选标签. 另一方面将利用曲波变换提取的多方向特征与颜色信息加权共同度量平滑项能量, 以此构造全局能量优化方程. 实验结果表明本文算法较现有算法可以获得更好的修复效果.

2 本文算法

本文从候选标签选择和全局能量方程构造出发, 提出基于结构偏移映射统计和多方向特征的 MRF 图像修复算法.

2.1 基于多方向特征的全局能量方程构造

已知图像 I 及其破损区域 Ω , 破损区域内的任意丢失信息 $I(\mathbf{x})$ (\mathbf{x} 为像素点位置, $I(\mathbf{x})$ 表示该点的颜色信息) 均是由已知区域内信息 $I(\mathbf{x} + \mathbf{m}_i)$ 填充, \mathbf{m}_i ($\mathbf{m}_i = (u, v)$) 是偏移映射的坐标点. 基于 MRF 的方法是将图像修复问题转化为候选标签的选择问题, 即对于破损区域内的任意点 \mathbf{x} 如何选择最优的偏移映射 \mathbf{m}_i 以重构破损图像. 而候选标签的选择是需要全局能量方程来进行约束. 通常全局能量方程由数据项和平滑项构成^[9], 如图 1 所示:

$$E(L) = \sum_{\mathbf{x} \in \Omega} E_d(L(\mathbf{x})) + \sum_{(\mathbf{x}, \mathbf{x}') | \mathbf{x} \in \Omega, \mathbf{x}' \in \Omega} E_s(L(\mathbf{x}), L(\mathbf{x}')) \quad (1)$$

其中 $(\mathbf{x}, \mathbf{x}')$ 是 4 连通邻域, $L(\mathbf{x})$ 是所有的候选标签集合, $L(\mathbf{x}) = \{ \{ \mathbf{m}_i \}_{i=1, k} \cup \mathbf{m}_0 = (0, 0) \}$.

数据项 E_d 旨在保持信息从已知区域到未知区域的连贯延伸:

$$E_d(L(\mathbf{x})) = \begin{cases} 0, & \mathbf{x} + \mathbf{m}_i \in \Phi \\ +\infty, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

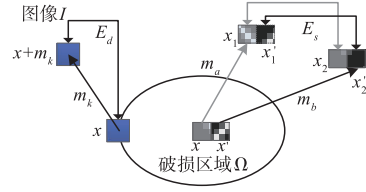


图1 全局能量方程构造示意图

若 $\mathbf{x} + \mathbf{m}_i$ 位于已知区域 Φ 内, 则数据项值为 0; 否则为 $+\infty$ ^[9].

平滑项 E_s 旨在保持修复后图像邻域信息的连续一致性. 目前现有算法^[6,9,10] 仍大多采用颜色信息来构造平滑项 E_s . 由于颜色信息仅能度量像素点在 RGB 空间的强度值, 而图像信息是丰富多样的, 仅仅利用颜色信息度量像素间的差异性是不够的. 为了削弱填充区域内的接缝效应, 保持修复后图像邻域信息的连续一致性, 本文根据人眼对高频信息尤其敏感这一特性, 将利用曲波提取的方向特征 F_k 与颜色信息共同构造平滑项能量 E_s :

$$E_s(a, b) = \left(\begin{aligned} & \| I(\mathbf{x} + \mathbf{m}_a) - I(\mathbf{x} + \mathbf{m}_b) \|^2 \\ & + \| I(\mathbf{x}' + \mathbf{m}_a) - I(\mathbf{x}' + \mathbf{m}_b) \|^2 \end{aligned} \right) + \lambda \left(\begin{aligned} & \| F_k(\mathbf{x} + \mathbf{m}_a) - F_k(\mathbf{x} + \mathbf{m}_b) \|^2 \\ & + \| F_k(\mathbf{x}' + \mathbf{m}_a) - F_k(\mathbf{x}' + \mathbf{m}_b) \|^2 \end{aligned} \right) \quad (3)$$

其中 $F_k(x)$ ($k = 1, 2, 3, 4$) 为利用 Curvelet 变换^[17] 提取的方向特征强度值, λ 为权重系数, 旨在平衡颜色信息和多方向特征信息的约束. 方向特征 F_k 的提取方法与文献[7]方法一致.

2.2 结构标签和非结构标签选择

当前修复算法的难点是保持已知区域内结构信息较少的破损图像的结构部分的连贯性. 为了获得更为丰富的结构先验信息指导修复过程, 本文分别统计结构图像和非结构图像的偏移量. 具体做法为:

首先利用 Curvelet 正变换^[17] 对图像 I_Y (I_Y 为待修复图像 I 变换到 YUV 颜色空间内 Y 通道的强度值) 进行正变换:

$$Q = C^+(I_Y) \quad (4)$$

其中 Q 为多尺度多方向分解系数矩阵集合, 可以表示为 $\{ Q_{s,d} \}$ 其中 s 代表尺度, d 代表方向, C^+ 代表 Curvelet 正变换. 本文中 $Q_{s,d}$ 共有 5 个尺度层, 从最低到最高尺度层的方向矩阵个数分别为 1, 16, 32, 32, 64. 最低尺度层系数矩阵 $Q_{1,1}$ 表示低频信息, 2-5 尺度层的不同方向系数矩阵表示不同方向的高频信息.

为更加准确的获取图像中的高频信息以提取丰富准确的边缘信息, 仅保留系数矩阵中的大系数:

$$Q'_{s,d} = \begin{cases} 0, & Q_{s,d}(r, c) < \eta * \max(\Psi(r, c)) \\ Q_{s,d}(r, c), & \text{else} \end{cases} \quad (5)$$

其中 $\Psi(r,c)$ 为系数矩阵 $Q_{s,d}$ 中 11×11 大小的局部系数矩阵块, $\eta = 0.7$ (参数具体选择依据详见实验 3.1)。

将处理后的系数矩阵集合 Q' 中 2-5 尺度层的方向系数矩阵划分为 4 个系数矩阵集合 S_1, S_2, S_3, S_4 , 系数矩阵划分方式同文献[7]中一致. 则第 k 个方向的方向特征图像 A_k ($k = 1, 2, 3, 4$) 按下式计算得到:

$$A_k = C^{-1}(H_k(Q')) \quad (6)$$

其中 C^{-1} 代表 Curvelet 反变换, $H_k(Q')$ ($k = 1, 2, 3, 4$) 表示系数矩阵集合 Q' 中属于 S_k 的和最低层的系数矩阵集合, 即:

$$H_k(Q') = \begin{cases} Q'_{s,d}, & \text{if } Q'_{s,d} \in S_k \text{ or } s = 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (7)$$

因为经过处理后的方向系数矩阵集合 S_k 中包含的是较为突出的高频信息, 而 $Q_{1,1}$ 包含的是低频信息, 则方向特征图像 A_k 中的高低频信息的差异性更强, 更利于边缘信息提取. 为防止不同方向的边缘信息相互影响, 分别提取不同的方向特征图像以供边缘信息提取. 利用 canny 算子提取方向特征图像 A_k 的边缘特征, 并对不同方向的边缘特征进行形态学处理以得到丰富的边缘信息 B_k , 将所有方向的边缘信息 B_k 融合得到待修复图像的整体边缘特征 B . 再根据整体边缘特征 B 将待修复图像划分为结构图像和非结构图像:

$$I_s = I \cdot B \quad (8)$$

即将位于结构边缘点的图像作为结构图像 I_s , 则剩余部分作为非结构图像 I_{ns} ($I_{ns} = I - I_s$). 在结构图像和非结构图像中分别统计相似样本块间的偏移量. 以在结构图像 I_s 中统计为例, 假设 $P(x)$ 为 I_s 中的任一样本块, 则 $P(x)$ 与其相似块间的偏移映射 $m(x)$ 为:

$$m(x) = \arg \min_m \|P(x+m) - P(x)\| \text{ s. t. } |m| > \tau \quad (9)$$

其中 m 是所有可能的偏移映射值. 样本块间的相似度由均方误差距离进行衡量. 阈值 τ 用来排除近邻块, 取值为 8. 为快速找到最佳匹配块并计算出偏移映射 $m(x)$, 本文采用基于传播辅助的 kd-树最近邻算法^[9]进行求解.

计算完所有偏移映射 $m(x)$ 之后, 利用 2 维直方图 $h(u,v)$ 进行统计:

$$h(u,v) = \sum_x \delta(m(x) = (u,v)) \quad (10)$$

其中, 当输入为真时 $\delta(\cdot)$ 为 1, 否则为 0. 从直方图中选出前 K_1 个峰值, 它们对应于 K_1 个主要的偏移映射.

同样, 在非结构图像中 I_{ns} 计算相似样本块间偏移位置的统计量, 而后从中选出 K_2 个主要的偏移映射. 将结构图像和非结构图像中选出的 K ($K = K_1 + K_2$) 个偏移映射放入候选标签集合 $L(x)$ 中.

3 实验结果

本文实验首先分析权重系数 λ 和 η 取值情形对修复

性能的影响; 再以目标移除实验验证本文算法的有效性.

3.1 权重参数分析

为说明权重系数 λ 和系数 η 对修复性能的影响, 选择图 2 中 5 幅图像进行测试不同参数条件下的修复结果. 分别在 $[0, 2]$ 之间变化 λ 的取值和在 $[0, 1]$ 之间变化 η 的取值, 修复后图像的 PSNR 的平均值分别如图 3 和图 4 所示. 从图 3 和图 4 中可以看出参数不同的确对修复效果造成了不同程度的影响. 但平均 PSNR 值的变化趋势均是先随着系数的增大而变大, 随后随着系数的增大而变小. 根据平均 PSNR 的最大值分别选择 λ 为 0.5 和 η 为 0.7.

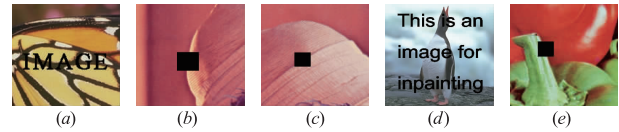


图2 破损图像

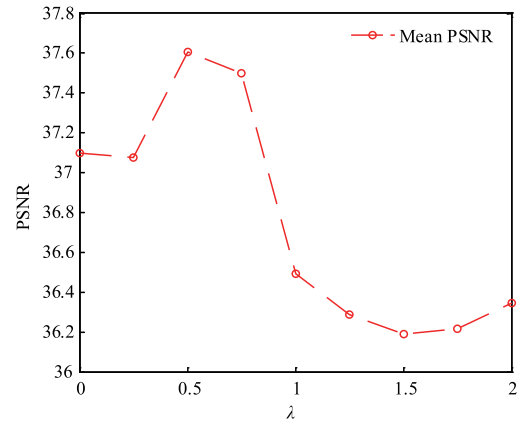


图3 权重系数 λ 对修复结果的影响

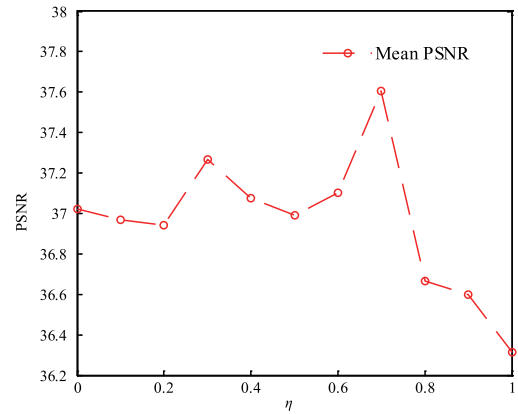


图4 权重系数 η 对修复结果的影响

3.2 目标移除

为更好的说明本文算法的有效性, 针对大区域破损图像进行修补, 并与现有先进的基于匹配的方法^[7,8]和基于 MRF 的样本块修复算法^[9,11]进行对比, 如图 5 ~

图 8 所示.

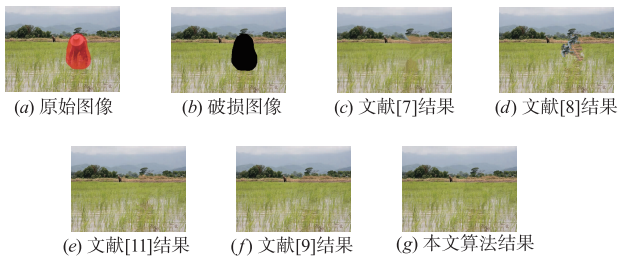


图5 目标移除修复结果对比图

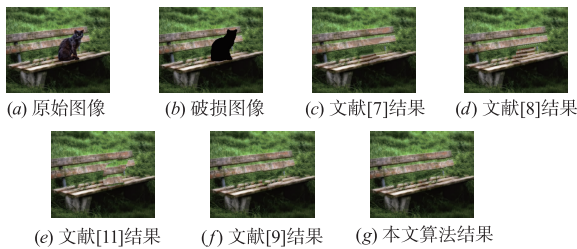


图6 目标移除修复结果对比图

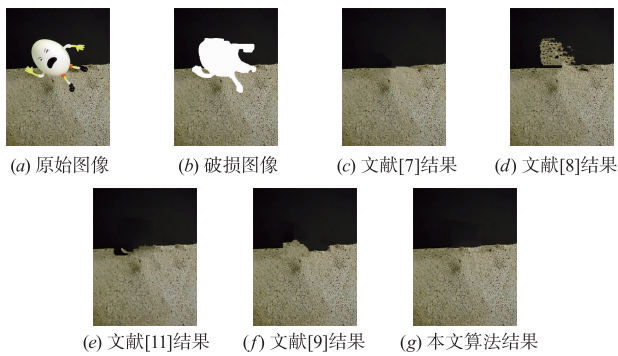


图7 目标移除修复结果对比图

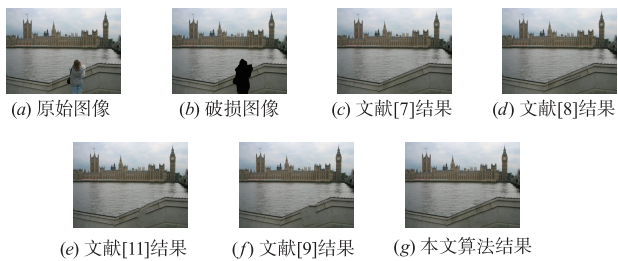


图8 目标移除修复结果对比图

从图 5 ~ 图 8 可以看出,基于匹配的方法^[7,8]并不能很好的保持结构部分的连贯性,填充区域内易产生接缝效应,且不可避免的出现了错误延伸现象,分别如图 5(c) ~ 8(c)和图 5(d) ~ 8(d)所示. Liu 的方法^[11]未能保持修复后图像结构部分的连贯性,如图 6(e) ~ 7(e)所示;且在图 8(e)中出现了明显的修复痕迹. He 的算法^[9]修复已知区域内结构信息较少的图像,不能保持修复后图像结构部分的连贯性,如图 7(f) ~ 8(f)所

示. 而本文算法能够较好的保持修复后图像结构部分的连贯性及与邻域信息的连续一致性,取得了优于对比算法的修复效果. 这是因为本文算法分别统计结构偏移映射和非结构偏移映射,据此选择合适的先验信息;并且将多方向特征信息引入到全局能量方程中,使其能够更好的描述图像修复目标.

4 结论

针对现有 MRF 图像修复方法中候选标签选择不合理及全局能量方程构造不合适的问题,本文提出基于结构偏移映射统计和多方向特征的 MRF 图像修复算法. 一方面根据方向边缘图像划分待修复图像的结构部分和非结构部分,分别统计偏移映射,据此选择主要的偏移映射作为候选标签. 另一方面将基于 Curvelet 变换的多方向特征与颜色信息进行加权融合共同度量平滑项,以构造符合人眼视觉要求的全局能量优化方程. 实验结果表明本文算法能够保持修复后图像结构部分的连贯性、相邻像素间的连续一致性,充分说明了本文算法的有效性. 未来将探索如何提取适合于图像修补所需要的结构特征,并将其应用到修复过程中去.

参考文献

- [1] Bertalmio M, Sapiro G, Caselles V, et al. Image inpainting [A]. Proceedings of the 27th Annual Conference on Computer Graphics and Interactive Techniques [C]. ACM Press, 2000. 417 - 424.
- [2] Zhang H Y, Wu B, Peng Q, et al. Digital image inpainting based on P-harmonic energy minimization [J]. Chinese Journal of Electronics, 2007, 16(3): 525.
- [3] Elad M, Starck J L, Querre P, et al. Simultaneous cartoon and texture image inpainting using morphological component analysis (MCA) [J]. Applied and Computational Harmonic Analysis, 2005, 19(3): 340 - 358.
- [4] 王斌, 胡辽林, 曹京京, 等. 基于小波域稀疏最优的图像修复方法 [J]. 电子学报, 2016, 44(3): 600 - 606. WANG B, HU L L, CAO J J, et al. Image restoration based on sparse-optimal strategy in wavelet domain [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(3): 600 - 606. (in Chinese)
- [5] Criminisi A, Perez P, Toyama K. Object removal by exemplar-based inpainting [A]. Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition [C]. IEEE, 2003. 721 - 728.
- [6] Komodakis N, Tziritis G. Image completion using efficient belief propagation via priority scheduling and dynamic pruning [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2007, 16(11): 2649 - 2661.
- [7] 李志丹, 和红杰, 尹忠科, 等. 基于 Curvelet 方向特征的样本块图像修复算法 [J]. 电子学报, 2016, 44(1): 150

- 154.
- LI Z D, HE H J, YIN Z K, et al. Exemplar based image inpainting algorithm using direction features of Curvelet transform [J]. Acta Electronica Sinica, 2016, 44(1): 150 - 154. (in Chinese)
- [8] Wang H, Jiang L, Liang R, et al. Exemplar-based image inpainting using structure consistent patch matching [J]. Neurocomputing, 2017, 269: 90 - 96.
- [9] He K, Sun J. Image completion approaches using the statistics of similar patches [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2014, 36(12): 2423 - 2435.
- [10] Xue W, Zhang R. Graph-based image completion using patch offsets and structure feature [A]. Proceedings of Fifth International Conference on Graphic and Image Processing [C]. SPIE, 2014. 906906 - 906906 - 9.
- [11] Liu Y, Caselles V. Exemplar-based image inpainting using multiscale graph cuts [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2013, 22(5): 1699 - 1711.
- [12] Ruzic T, Pizurica A. Context-aware patch-based image inpainting using Markov random field modeling [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2015, 24(1): 444 - 456.
- [13] Yang S, Liu J, Song S, et al. Structure-guided image completion via regularity statistics [A]. Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing [C]. IEEE, 2016. 1711 - 1715.
- [14] Ghorai M, Mandal S, Chanda B. A group-based image inpainting using patch refinement in MRF framework [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2018, 27(2): 556 - 567.
- [15] Liu J, Yang S, Fang Y, et al. Structure-guided image inpainting using homography transformation [J]. IEEE Transactions on Multimedia, 2018, 20(12): 3252 - 3265.
- [16] Kwatra V, Schödl A, Essa I, et al. Graphcut textures: image and video synthesis using graph cuts [J]. ACM Transactions on Graphics, 2003, 22(3): 277 - 286.
- [17] Starck J, E Candes, D Donoho. The curvelet transform for image denoising [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2002, 11(6): 670 - 684.

作者简介



李志丹 女, 1985 年生于河南, 博士, 讲师, 主要研究方向: 数字图像处理、数字图像修复。
E-mail: dan.807@163.com



程吉祥 男, 1988 年生于江西, 博士, 副教授, 主要研究方向: 人工智能和模式识别、进化算法。
E-mail: Chengjixiang0106@126.com